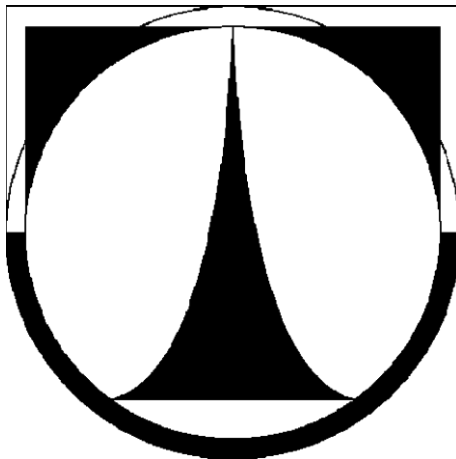


TECHNICKÁ UNIVERZITA V LIBERCI
FAKULTA TEXTILNÍ



DIPLOMOVÁ PRÁCE

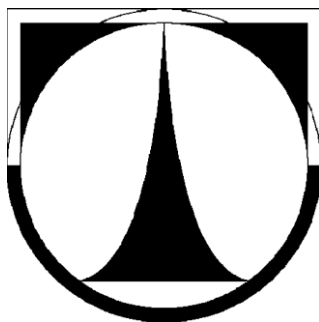
**Segmentace vláknenných objektů v digitálním obraze na
základě jejich směrové orientace**

**Segmentation of fibrous objects in digital picture on the basis of
their directional orientation**

Liberec 2011

Bc. Tereza Ernstová

TECHNICKÁ UNIVERZITA V LIBERCI
FAKULTA TEXTILNÍ



Studijní program: N3108 Průmyslový management

Studijní obor: Management jakosti

**Segmentace vláknenných objektů v digitálním obraze na
základě jejich směrové orientace**

**Segmentation of fibrous objects in digital picture on the basis of
their directional orientation**

Bc. Tereza Ernstová

KHT-088

Vedoucí diplomové práce: Ing. Jiří kula

Rozsah práce:

Počet stran textu56

Počet obrázků26

Počet tabulek3

Počet příloh 1CD

TECHNICKÁ UNIVERZITA V LIBERCI

Fakulta textilní

Akademický rok 2010/ 2011

ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

(PROJEKTU, UMĚLECKÉHO DÍLA, UMĚLECKÉHO VÝKONU)

Jméno a příjmení: **Bc.Tereza Ernstová**

Osobní číslo: **T09000132**

Studijní program: **N3108 Průmyslový management**

Studijní obor: **Management jakosti**

Název tématu: **Segmentace vláknenných objektů v digitálním obraze na základě jejich směrové orientace.**

Vedoucí diplomové práce: Ing. Jiří Kula

Datum zadání diplomové práce: 29. 10. 2010

Termín odevzdání diplomové práce: 2. 5. 2011

Zásady pro vypracování:

- 1) Provést literární rešerši na téma filtrace obrazu lineárními, nelineárními filtry, morfologických operací a dalších základních technik zpracování digitálního obrazu.
- 2) Provést rozbor parametrů důležitých při určování strukturních vlastností vláknenných vrstev s ohledem na netkané textilie.
- 3) S využitím Gaborova filtru vyvinout postup pro spolehlivé oddělení vláken orientovaných v určitém směru od ostatních objektů v obraze. Na základě vlastností objektů statisticky vyhodnotit strukturní parametry podle bodu 2) zadání.
- 4) Metody realizovat pomocí zvoleného software jako samostatně spustitelnou aplikaci, jejíž činnost bude spočívat v automatickém vyhodnocení strukturních vlastností vláknenné vrstvy na základě digitálního obrazu této vrstvy.

Prohlášení

Byla jsem seznámena s tím, že na mou diplomovou práci se plně vztahuje zákon č. 121/2000 o právu autorském, zejména § 60 (školní dílo).

Beru na vědomí, že TUL má právo na uzavření licenční smlouvy o užití mé DP a prohlašuji, že **s o u h l a s í m** s případným užitím mé diplomové práce (prodej, zapůjčení apod.).

Jsem si vědoma toho, že užít svou diplomovou práci či poskytnout licenci k jejímu využití mohu jen se souhlasem TUL, která má právo ode mne požadovat přiměřený příspěvek na úhradu nákladů, vynaložených univerzitou na vytvoření díla (až do jejich skutečné výše).

Diplomovou práci jsem vypracovala samostatně s použitím uvedené literatury a na základě konzultací s vedoucím diplomové práce.

Datum: 10. 5. 2011

Podpis:

Poděkování

Na tomto místě bych ráda poděkovala vedoucímu své diplomové práce Ing. Jiřímu Kulovi za pozornost, trpělivost a čas, který věnoval mé práci. Díky odbornému vedení, které mi poskytoval, mohla být tato práce dokončena. Dále bych chtěla poděkovat své rodině za trpělivost a velkou podporu při vytváření této práce.

Anotace

Tato diplomová práce se zabývá segmentací vláknenných objektů v digitálním obraze na základě jejich směrové orientace a určením jejich strukturních parametrů. Rešeršní část obsahuje krátký přehled metod zabývajících se základními technikami zpracování digitálního obrazu, tj. filtrací obrazu, segmentací.

Teoretická část je zaměřena na popis strukturních parametrů pro určování vláknenných vrstev netkaných textilií. Dále popisuje základní techniky zpracování digitálního obrazu od digitalizace až po klasifikaci.

V praktické části je popsán postup určování strukturních parametrů vláknenné vrstvy, tj. průměr vláken, orientace vláken a zaplnění. Tyto parametry byly měřeny na jednotlivých vláknech orientovaných v určitém směru. Pro oddělení vláken byl navržen postup s využitím Gaborova filtru. V závěru jsou zhodnoceny navržené postupy pro určení parametrů vláknenné vrstvy, které byly hlavním cílem této práce.

Klíčová slova: netkaná textilie, průměr vlákna, orientace vláken, zaplnění, segmentace, Gaborův filtr

Annotation

This graduation thesis deal with segmentation of fibrous objects in digital picture on the basis of their directional orientation and by determination of their structural parameters. Search part of work includes brief survey of methods dealing with basic technics of processing of digital picture (filtration of picture, segmentation).

Theoretical part of the work is focused on description of structural parametres for determination of fibrous layers of unwoven textiles. In this part are also described technics of processing of digital picture from digitizing to classification.

In the practical part of work describe process of determination of structural parametres of fibrous layer, which means diameter of fibres, their orientation and filling. These parametres were measured on the individual fibres orintated in defined direction. For separation of the fibres process with usage of Gabor's filter was designed.

In the final part of work is evaluation of proposed procedures for determination of parametres of fibrous layer, which was main goal of this work.

Key words: non-woven fabric, fiber diameter, fiber orientation, filling, segmentation, Gabor filter

Obsah

Seznam použitých symbolů a zkratk.....	8
Úvod.....	9
1 Rešerše.....	10
2 Netkané textilie.....	12
2.1 Produkce u nás a ve světě.....	12
2.2 Způsoby výroby	12
2.3 Vlastnosti netkaných textilií.....	13
2.3.1 Zaplnění	13
2.3.2 Porozita.....	15
2.3.3 Orientace vláken.....	16
2.3.4 Průměr vláken.....	17
3 Metody zpracování obrazu	19
3.1 Digitalizace obrazu.....	19
3.1.1 Vzorkování	19
3.1.2 Kvantizace	20
3.2 Metody předzpracování obrazu.....	20
3.2.1 Jasová transformace.....	20
3.2.2 Geometrická transformace.....	21
3.2.3 Filtrace	23
3.2.4 Gaborovy filtry	26
3.2.5 Fourierova transformace.....	27
3.3 Matematická morfologie	29
3.4 Dilatace	29
3.4.1 Eroze.....	30
3.4.2 Otevření a uzavření.....	31
3.5 Segmentace obrazu.....	33
3.5.1 Segmentace prahováním.....	33
3.5.2 Segmentace pomocí detekce hran	34
3.5.3 Segmentace narůstáním oblastí	35
3.5.4 Segmentace srovnáním se vzorem.....	36
3.6 Popis objektů.....	36
3.7 Klasifikace.....	36
4 Praktická část.....	37
4.1 Reprezentace ve frekvenční oblasti.....	37
4.2 Průměr vláken	42
4.3 Anizotropie.....	45
4.4 Zaplnění.....	50
4.5 Kalibrace kamery	52
5 Závěr.....	54
Literatura.....	55

Seznam použitých symbolů a zkratk

ψ	Porozita
μ_s	Plošný součinitel zaplnění
μ_v	Objemový součinitel zaplnění
S_p	Plocha řezu vlákna
μm	Mikrometr
px	Pixel
$f(x, y)$	Obrazová funkce
M	Počet řádků obrazové matice
N	Počet sloupců obrazové matice
x, y	Souřadnice v prostorové oblasti
H	Transformace obrazu
$*$	Konvoluce
R	Rotační matice
T	Translační matice
h	Filtr, konvoluční maska
DFT	Diskrétní Fourierova transformace
$F(\omega_x, \omega_y)$	Dvourozměrná Fourierova transformace
$R(\omega_x, \omega_y)$	Reálná složka $F(\omega_x, \omega_y)$
$I(\omega_x, \omega_y)$	Imaginární složka $F(\omega_x, \omega_y)$
$P(\omega_x, \omega_y)$	Výkonové spektrum
$\Phi(\omega_x, \omega_y)$	Fázové spektrum
ω_x, ω_y	Souřadnice ve frekvenční oblasti
$F(\omega_x, \omega_y)^{-1}$	Inverzní Fourierova transformace
\oplus	Dilatace
\ominus	Eroze
\circ	Otevření obrazu
\bullet	Uzavření obrazu
se	Strukturní element
ρ	Frekvence
θ	Orientace

Úvod

Za téma své diplomové práce jsem zvolila segmentaci vlákenných objektů v digitálním obraze na základě jejich směrové orientace. Toto téma mě zaujalo z důvodu významu segmentace pro určování strukturních parametrů vlákenné vrstvy. V současné době se ve většině případů provádí měření těchto parametrů manuálně, což bývá velmi náročné na čas i na přesnost měření. Zpracování digitálního obrazu představuje vhodný způsob automatizace měření strukturních parametrů vlákenné vrstvy, díky které je možné dosáhnout přesnosti měření a značně snížit čas potřebný k určení těchto parametrů.

Tato práce stojí na teoretických základech zabývajících se popisem strukturních parametrů vlákenných vrstev netkaných textilií a hlavními kroky zpracování obrazu od digitalizace až po klasifikaci objektů. V práci je podrobněji rozebírána problematika filtrace a segmentace obrazu.

V praktické části jsou popsány metody, kterými lze měřit strukturní parametry vlákenné vrstvy. Měření se provádí na mikroskopických snímcích netkané textilie z náhodně orientovaných vláken. V práci je rozebrán souhrn metod, které jsou na obraz aplikovány, a to od filtrace až po úpravy jednotlivě segmentovaných vláken. Hlavním cílem práce je navržení metod pro měření průměru vlákna, orientace vláken a jejich zaplnění. Tyto metody využívají filtrovaný obraz speciálně nastaveným Gaborovým filtrem, díky kterému je možné provádět měření na každém segmentovaném vlákně zvlášť. Pro automatické vyhodnocení navržených metod je pomocí zvoleného softwaru realizována samostatně spustitelná aplikace. Věřím, že by tato práce mohla poskytnout základ pro další vývoj navržených metod.

1 Rešerše

A. D'Amore, J. A. Stella, W. R. Wagner, M. S. Sacks ve své studii *Characterization of the complete fiber network topology of planar fibrous tissues and scaffolds* předložili rozbor obrazu, který poskytuje představu jak charakterizovat vláknennou topologii, odhalit vlákno v místech křížení, orientaci vláken, konektivitu a průměr vlákna. Použitá metoda funguje na základě skeletonizace. Vytvořený algoritmus automaticky identifikuje a kvantifikuje optické sítě bez ohledu na topologii skeletu. Strukturální rozsah systému byl prokázán tím, že se analyzují tři různé typy skeletu. Získané výsledky vykazují, že použití automatického postupu zaručuje objektivitu a významné snížení doby trvání analýzy. Testovaný algoritmus v této studii překonává nejmodernějších limitů v získávání fyzicky významných topologických informací v poskytování dalších podrobností pro popis vláknenné sítě a nespolehá se na lidské faktory.

C. - C. Chen a C. - C. Chen se ve své práci *Filtering methods for texture discrimination* zabývají srovnáním čtyř filtrovacích metod pro rozlišení textury a hodnotí jejich výkonnost. Porovnávanými metodami jsou vlnková transformace, Gaborovy filtry, Fourierova transformace a prostorové filtry. Metody byly aplikovány na dva typy textur (přírodní textura, syntetická textura). Experimentální výsledky na obou texturách ukazují, že použití vlnkové transformace má téměř stejnou míru použitelnosti jako Gaborův filtr a je výpočetně účinnější než ostatní dvě metody. Ze získaných výsledků tedy vyplývá, že vlnková transformace je pro filtrování obou textur přednostní.

Shen Pan a Mineichi Kudo v článku *Segmentation of pores in wood microscopic images based on mathematical morphology with a variable structuring element* popisují segmentaci pórů potřebné k identifikaci dřeva. Metoda využívá mikroskopického obrazu a je rozdělena do tří kroků. V prvním kroku se pomocí morfologických operací zvýrazní póry a odstraní se drobné dřevěné tkáně. Na tomto základě se stanoví nejvhodnější strukturní prvek. Nakonec se obraz převede na binární obraz, který obsahuje pouze póry, které byly získány prahováním. Měření bylo prováděno na třiceti vzorcích. Experimentální výsledky dokazují, že segmentace může produkovat ve většině případů dobré výsledky.

Ma Li a R.C. Staunton v práci *Optimum Gabor filter design and local binary patterns for texture segmentation* představují nový přístup k multi-texturní segmentaci obrazu založeného na vytvoření vektoru textury. Texturní charakteristiky jsou odvozeny vytvořením optimalizovaných Gaborových filtrů. Parametry filtrů jsou nastaveny pomocí algoritmu, který se zaměřuje na maximalizaci rozlišení multi-texturních regionů. Další charakteristiky textury jsou spojovány s lokální binární maticí a to z důvodu vytvoření efektivní struktury deskriptoru s nízkými náklady na výpočet, která překonává slabost jednosložkového frekvenčního výstupu z filtru a dále použití K-NN klasifikátoru k provádění texturní segmentace. Ucelené metody optimálního Gaborova filtru a lokální binární matice poskytují nová řešení úkolu. Výhodou metody je, že používá pouze jednoho Gaborova filtru místo banky Gaborových filtrů.

2 Netkané textilie

Netkané textilie jsou jedním z nejnovějších odvětví v textilním průmyslu. Jsou vyrobeny z jednosměrně nebo náhodně orientovaných vláken. Vláknem tvoří vrstvu netkané textilie a jsou spojeny pomocí mechanického, termického a chemického pojení, tj. zpevnění vláknenných útvarů vazbami mechanickými, chemickými nebo jejich kombinacemi.

2.1 Produkce u nás a ve světě

Výroba netkaných textilií tvoří přibližně 20% celkové světové výroby textilií a tento podíl neustále roste. Netkaných textilií se v České republice a ve Slovensku vyrobí okolo 150 milionu m², což je přibližně 4000 t/rok. Tato produkce se dá srovnávat s produkcí ve Francii nebo ve Velké Británii. Celosvětová výroba je kolem 4 milionu t/rok, přičemž v západní Evropě se vyrobí více než 1 milion t/rok.

Na rozdíl od ostatních textilií se výroba netkaných textilií neustále zvyšuje. Celosvětový nárůst netkaných textilií tvoří okolo 6% a v západní Evropě dokonce o 9% ročně. Tento nárůst je způsoben díky kvalitativnímu rozvoji a ekonomické výhodnosti, což umožňuje pronikání netkaných textilií do nových oblastí technického využití [5].

2.2 Způsoby výroby

Proces výroby netkaných textilií zahrnuje přípravu vláken, vláknenné vrstvy a pojiva. V dnešní době roste význam nanovláknenných vrstev. Nanovláknenné vrstvy jsou tvořeny vlákny, jejichž průměr se pohybuje v rozsahu nanometrů. Taková vlákna nazýváme submikronová vlákna.

Existuje několik technik jak vyrábět vláknenné materiály s průměry vláken menšími než jeden mikrometr, ovšem výzkum a vývoj na KNT, FT, TUL je zaměřen na oblast elektrostatického zvlákňování (electrospinningu).

Elektrostatické zvlákňování využívá elektrostatických sil k vytváření nanovláken, a to z polymerního roztoku nebo taveniny. Na rozdíl od ostatních typů zvlákňování se pro výrobu vláken metodou elektrostatického zvlákňování nepoužívají žádné trysky ani kapiláry. Vláknem vznikají samovolně z hladiny roztoku. Na válec, který je částečně ponořený do roztoku polymeru, se díky otáčení válce roztok nanáší na jeho

povrch, kde vznikají Taylorovy kužely, které považujeme za počátek tvorby nanovláken.

2.3 Vlastnosti netkaných textilií

To, jak se bude jaká netkaná textilie chovat, záleží na vlastnostech použitých surovin, kterými jsou převážně vlákna a pojiva.

Testování netkaných textilií můžeme rozdělit na zkoumání obecných vlastností, jako je typ vláken, tloušťka textilie, její konstrukce, plošná hmotnost atd., a na zkoumání dalších souvisejících vlastností, mezi které řadíme pevnost, tažnost, zaplnění, porozitu, chemickou odolnost, teplotní odolnost, atd.

2.3.1 Zaplnění

Struktury ve vlákenných útvarech jsou složité a jejich tvar bývá nestálý. Textilní vlákenný útvar se dá považovat za porózní médium. Důvodem pro určování porozity je její vliv na užitné vlastnosti, proto je zapotřebí určit, jakou část struktury zaujímají vlákna a jakou část zaujímají póry.

Při určování parametrů struktury, které popisují vlastnosti netkané textilie, nesmíme zapomínat na to, že mechanické vlastnosti každého útvaru souvisí s koncentrací hmoty v objemové nebo plošné jednotce. Netkané textilie jsou považovány za kompozitní materiály, tudíž z tohoto hlediska jde o vyjádření hustoty dispergované fáze, což jsou vlákna v objemu nebo ploše textilie. Pojem součinitel zaplnění je znám ze studia přízí. Z hlediska příčného řezu přízí je chápán jako plošný. Vyjadřuje se poměrem součtu ploch řezů vláken k celkové ploše řezu přízí

$$\mu_s = \frac{S_v}{S_p}, \quad (2.1)$$

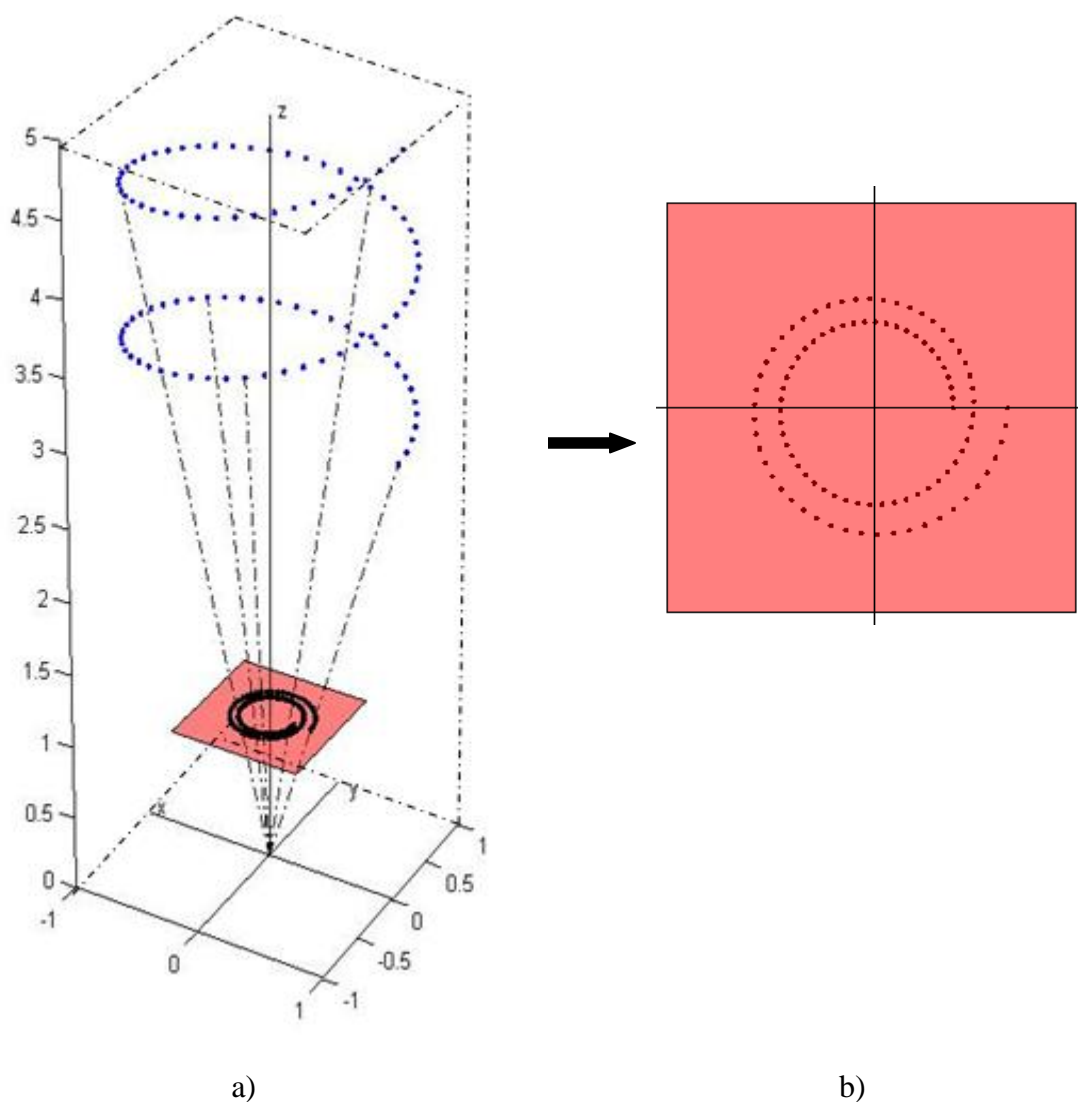
kde μ_s je plošný součinitel zaplnění, S_v je celková plocha řezu vláken [m^2] a S_p značí plochu řezu přízí [m^2].

Součinitele zaplnění může být chápan i objemově. V takovém případě jej můžeme vyjádřit jako poměr objemu vláken k celkovému objemu příze. Je definován vztahem

$$\mu_v = \frac{V_v}{V_p}, \quad (2.2)$$

kde μ_v je objemový součinitel zaplnění, V_v je objem vláken [m³] a V_p je objem příze [m³] [6].

Pro účely této práce budeme věnovat pozornost pouze plošnému součiniteli zaplnění. V této práci jsou zpracovány snímky vlákenných vrstev pořízené na elektronovém mikroskopu. Obraz každé vrstvy je pořizován z jediného pohledu, tedy z jednoho úhlu. V obecném případě je možné popsat princip vzniku dvourozměrného obrazu tzv. dírkovou kamerou jako středové promítání prostorové scény do obrazové roviny, jak je zobrazeno na obrázku 1 a). Na této ilustraci ztotožňujeme střed pomyslné kamery s počátkem souřadných os (x,y,z) . Tímto bodem (ohniskem) prochází hlavní optická osa. Kolmo k hlavní ose je červeným čtvercem naznačena rovina obrazu ve vzdálenosti f , která odpovídá vzdálenosti ohniskové. Body v prostorové scéně se při tomto typu promítání zobrazují do míst, kde spojnice bodů s ohniskem protíná obrazovou rovinu. Spirála na obrázku 1a tvořená diskrétními body představuje vlákno v prostoru. Výsledné zobrazení prostorových bodů do roviny je patrné z obrázku 1b. Důsledkem této projekce je ztráta perspektivy, to znamená, že hloubka scény neboli prostorový tvar vlákna nejsou z jednoho pohledu patrné.



Obr. 2.1 a) Středové promítání prostorové scény do obrazové roviny, kde je ztotožněn střed pomyslné kamery s počátkem souřadných os (x,y,z) . Středem (ohniskem) prochází hlavní osa z , kolmo k ní je zobrazen červený čtverec, který značí rovinu obrazu ve vzdálenosti f , což je ohnisková vzdálenost. Spirála, kterou tvoří diskrétní body, představuje vlákno v prostoru. b) Výsledné zobrazení prostorových bodů do roviny, jejímž důsledkem je ztráta perspektivy.

2.3.2 Porozita

Doplňkem k zaplnění je porozita. Máme-li základní vlákenný útvar o objemu V_c , který je zaplněn vlákny, pak prázdný prostor mezi vlákny o objemu V_p nazýváme pór. Porozita ψ je tedy definována jako podíl objemu pórů V_p k objemu celkovému V_c a je dána vztahem

$$\psi = \frac{V_p}{V_c} \quad (2.3)$$

Vztah mezi porozitou a zaplněním je pak dán vztahem

$$\psi = 1 - \mu \quad (2.4)$$

Porozitu můžeme jinak nazvat velikost pórů. Velikost pórů je důležitá vlastnost textilních materiálů a úzce souvisí s prodyšností a filtračními vlastnostmi. U netkaných textilií pro filtrační účely se však setkáváme s problémem nestejnoměrnosti, a to díky tomu, že tam, kde jsou póry větší, se proletované částice nezachytávají. U netkaných textilií je dokázáno, že mají z pravidla nejmenší pravidelnost struktury a největší porozitu. V netkaných textiliích nemůžeme pórovitost jednoduše popisovat, proto je zapotřebí ji dále zkoumat. Porozitu je možné měřit přímo (pomocí obrazové analýzy) nebo nepřímo, kdy se využívá prosévání definovaných částic skrz textilií. Jednou z nepřímých metod je tzv. bublinková metoda (bubble point test), s jejíž pomocí lze zjišťovat velikost největšího póru v textilií.

2.3.3 Orientace vláken

Jedním z nejvýznamnějších strukturálních parametrů je orientace vláken. Orientace vláken je popsána stupněm orientace nebo stupněm anizotropie. Pro zjednodušení se s vláknennou vrstvou pracuje jako s rovinným útvarem a tím se může různě vyjadřovat plošná orientace.

U netkaných textilií se jako kvantitativní parametr k vyjádření orientace zavádí stupeň textury, který vyjadřuje počet elementárních svazků vláken orientovaných do zvoleného směru. Tento směr je považován za nejvýznamnější, na směr s nejvyšší orientací vláken. Stupněm textury je myšleno číslo, které je odvozeno z texturního diagramu. Texturní diagram je charakteristikou textury netkaných textilií. Může jím být např. polární diagram. Stupně textury jsou $0_1, 0_2, 0_3, 0_4$ a jsou definovány

$$0_1 = (n_{max}^2 - n_{min}^2)^{1/2} \quad (2.5)$$

$$0_2 = 0_1 / n_{max} \quad (2.6)$$

$$0_3 = (n_{max} - n_{min})/n_{max} \quad (2.7)$$

$$0_4 = (n_{max} - n_{min})/(n_{max} + n_{min}) \quad (2.8)$$

$$0'_4 = n_{min}/n_{max} \cdot \quad (2.9)$$

Kde n_{min} je minimální počet vláken orientovaných v jednom směru a n_{max} je maximální počet vláken v jednom směru.

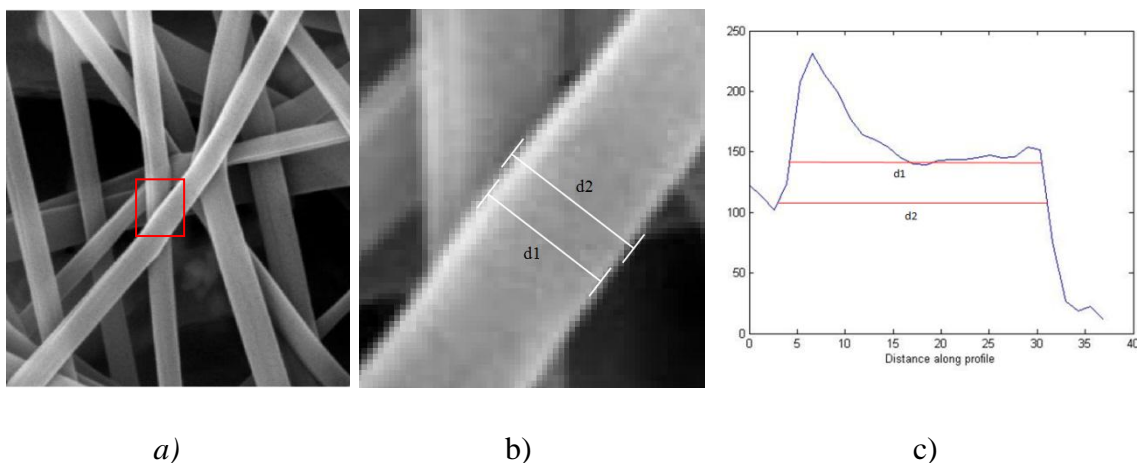
Stupně textury $0_2, 0_3, 0_4$ jsou normované, tedy nabývají hodnot v intervalu $< 0,1 >$. Stupeň 0_1 nabývá hodnot mezi 0 a n_{max} . Pokud je hodnota stupně textury rovna 1, pak se jedná o ideálně uspořádanou texturu. Je-li stupeň textury roven 0, jde o dokonale neuspořádanou texturu [6].

Určením směrové orientace vláken se zabývali autoři Saxl [11] a Tunák [12]. První ze jmenovaných autorů navrhuje ruční metodu, ve druhém případě se jedná o metodu automatizovanou využívající metod zpracování obrazu ve frekvenční oblasti. K vyjádření orientace vláken ve vlákenné vrstvě slouží směrová růžice. Pro ruční metodu se směrová růžice konstruuje jednoduchou grafickou metodou pomocí Steinerova kompaktu. Jedná se o sestrojení sítě úhlů, které jsou umístěny na povrchu měřené vlákenné vrstvy a slouží k určení průsečíků a následnému sestrojení průsečíkové růžice. Metoda měření směrové orientace navržená v [12], vychází z dvourozměrné Fourierovy diskrétní transformace, pomocí které lze nalézt celkovou pravidelnost úrovní šedi, a tak určit vysoké frekvence.

2.3.4 Průměr vláken

Mezi nejvýznamnější parametry vlákenné vrstvy patří průměr vláken. Stanovení tohoto parametru není zcela jednoznačné díky nestejnomyšlnosti jednotlivých vláken. Průměr vláken lze měřit automaticky nebo ručně. V obou případech je měření prováděno z mikroskopických snímků. Měření se provádí vždy kolmo na osu vlákna, průměr je pak chápán jako pomyslná délka mezi dvěma body ležícími na okraji vlákna. Jelikož nejsme schopni určit zcela přesně hrany okrajů vláken, vznikají při měření nepřesnosti. Měření se provádí po celé délce vlákna a získané hodnoty se zprůměrují. Výhodou automatického měření je možnost provedení vyššího počtu měření a tak stanovit průměr přesněji v krátkém časovém období.

Jeden ze způsobů stanovení průměru vlákna je zobrazen na obrázku 2.2, kde obrázek 2.2a ilustruje snímek netkané textilie pořízené na elektronovém mikroskopu. Na tomto snímku je pomocí červeného obdélníku vyznačen úsek vlákna, na kterém bude provedeno měření. Na obrázku 2.2b je již zvětšený úsek vlákna a pomocí vyznačených přímek, kolmých na vlákno, je znázorněno místo měření. Měření probíhá přes jasové úrovně vlákna. Hrana vlákna je odhadována v místě největšího spádu jasové úrovně obrazu. Hranu vlákna není možné určit zcela přesně, jak je vidět na obrázku 2.2b. Přímký d1 a d2 znázorňují dva z mnoha možných způsobů odhadu průměru vláken. Tento průběh je graficky znázorněn na obrázku 2.2c. Graf zobrazuje profil jasových úrovní vlákna, kde naznačené osy d1 a d2 vyjadřují závislost zvoleného prahu na jasovém profilu obrazu.



Obr.2.2 a) Netkaná textilie pořízená elektronovým mikroskopem. Červený obdélník ohraničuje úsek měřeného vlákna. b) Zvětšený segment měřeného vlákna, kde jsou osami d1 a d2 naznačeny profily jasových úrovní vlákna v závislosti na zvoleném prahu. c) Graf jasových úrovní v měřeném úseku vlákna, kde osy d1 a d2 zobrazují závislost zvoleného prahu na jasovém profilu obrazu.

3 Metody zpracování obrazu

Obraz je považován za dvourozměrný signál v prostorových souřadnicích. Obraz může být utvářen pomocí spojité skalární funkce f dvou proměnných, této funkci pak říkáme funkce obrazová. V jednoduchém případě je obraz popsán obrazovou funkcí dvou souřadnic v ploše $f(x, y)$. Obrazová funkce $f(x, y)$ je v digitalizovaném obraze představována maticí. Prvky matice jsou obrazové body neboli pixely, jejichž hodnota je úměrná množství světelné energie. Z obrazu můžeme zjišťovat například parametry, jako je velikost, poloha nebo průměrný jas vybraného objektu.

Proces zpracování a rozpoznání objektů v obrazu můžeme rozložit do několika základních kroků, kterými jsou snímání a digitalizace obrazu, předzpracování, segmentace obrazu, popis objektů a klasifikace objektů.

3.1 Digitalizace obrazu

Digitalizaci chápeme jako převod spojité obrazové funkce do diskrétní reprezentace. Provádíme ji pomocí vzorkování obrazu do matice $M \times N$ a pomocí kvantování spojité jasové úrovně vzorku.

3.1.1 Vzorkování

U vzorkování jde o získávání diskrétních vzorků, rozdělením spojité informace. Vzorkování si můžeme představit jako rozklad spojitých souřadnic x, y do diskrétních ploch zvaných body obrazu. Obrazové body bývají čtvercového nebo obdélníkového tvaru. Při tomto rozkladu dochází ke ztrátě informací, jelikož část obrazu v jednom čtverci nahradíme jednou společnou hodnotou. Vzorkování můžeme formulovat pomocí vzorkovací věty. Z té plyne, že rekonstrukce signálu spojitého v čase je možná, pokud jeho vzorkovací frekvence f_{vz} je dvakrát větší než jeho maximální frekvence f_{max} , tedy

$$f_{vz} > 2f_{max} \text{ [7]}. \quad (3.1)$$

U vzorkování se nejčastěji vyskytuje chyba zvaná aliasing, což můžeme lépe pojmenovat jako podvzorkování.

3.1.2 Kvantizace

Kvantování je diskretizace úrovní jasu. Jasová úroveň spojitého obrazu může nabývat libovolných hodnot. V digitálním obraze jsou tyto hodnoty rozděleny do konečného počtu diskrétních úrovní. Při kvantování se musí dbát na to, aby počet kvantovacích úrovní byl dostatečně velký. Pokud by byla obrazová funkce rozdělena do menšího počtu jasových úrovní, vznikaly by falešné obrysy.

3.2 Metody předzpracování obrazu

Při pořizování obrazu se většinou vyskytnou chyby jako například šum a špatně zvolený jas. Z tohoto důvodu se předzpracování obrazu provádí u všech obrazů, které chceme dále zpracovávat. Předzpracování se může provádět několika metodami, kterými jsou jasové transformace, geometrické transformace, filtrace atd.

3.2.1 Jasová transformace

Jasové transformace můžeme rozdělit do dvou skupin na jasové korekce a na modifikace jasové stupnice. Jasové korekce provádíme, pokud při snímání nebo digitalizaci obrazu nedošlo ke splnění požadavků na snímací zařízení. Tímto nesplněním myslíme například citlivost zařízení. Korekci také provádíme, pokud je scéna osvětlena nerovnoměrně.

V případě, kdy je odchylka citlivosti každého bodu obrazu od ideální převodní charakteristiky známa, je možné poruchu odstranit nebo spíše potlačit jasovými korekcemi. Jedním nejvíce se vyskytujícím porušením obrazu je porušení multiplikativním koeficientem $e(x, y)$. To znamená, že pro každý bod vstupního obrazu $g(x, y)$, získáme na výstupním obrazu zkreslený bod $f(x, y)$ podle

$$f(x, y) = e(x, y)g(x, y). \quad (3.2)$$

Pro degradační transformaci e postačí, sejmeme-li obraz známé jasové funkce $g(x, y)$ při stálých podmínkách. Pro jednoduchost se etalonem stává obraz s konstantním jasnem c , který označujeme $f_c(x, y)$. Chyby získané při snímání lze opravovat podle vztahu

$$g(x, y) = \frac{f(x, y)}{e(x, y)} = \frac{c f(x, y)}{f_c(x, y)}. \quad (3.3)$$

Do jasové transformace také spadá změna jasové stupnice. Změnu jasové stupnice provádíme na základě transformace, kdy transformujeme hodnotu jasu ve vstupním obraze na jinou hodnotu výstupní. Tuto transformaci provádíme bez ohledu na pozici v obraze a je dána vztahem

$$q = H(p), \quad (3.4)$$

kde H je transformace, p udává výchozí stupnici a q je nová výstupní stupnice.

Transformace jasové stupnice se provádějí relativně snadno. V obraze je pomocí paměti vytvořena tzv. vyhledávací tabulka, která má tolik paměťových míst, kolik má jasových úrovní. Výsledkem transformace jsou nové hodnoty, které jsou obsahem paměti [8].

3.2.2 Geometrická transformace

Geometrická transformace obrazu popisuje transformaci obrazových bodů na základě souřadnic bodů ve vstupním a výstupním obraze. Těmito transformacemi může být např. posunutí, zkosení, změna měřítka, rotace či složitější operace. Při pořizování obrazu může vznikat geometrické zkreslení, které můžeme odstranit pomocí geometrické korekce. Mezi geometrickou transformací a geometrickou korekcí není nijak velký rozdíl, a proto můžeme použít stejné postupy použití. Principem geometrické transformace je pomocí transformace H , přeměnit vstupní obrazové body (x, y) na výstupní (x', y') .

Transformace H je vyjádřena vztahy

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = H \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}, \quad (3.5)$$

kde H představuje obecnou transformaci.

Mezi geometrické transformace použité v této práci patří rotace, translace a změna měřítka. Tyto transformace je možné vyjádřit maticovým zápisem. Matice (3.6) znázorňuje rotaci. Translace je vyjádřena maticí (3.7).

$$R = \begin{bmatrix} \cos(\varphi) & -\sin(\varphi) & 0 \\ \sin(\varphi) & \cos(\varphi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Geometrickou transformaci digitálních obrazů je třeba rozdělit do dvou fází. Nejprve transformace najde k bodu ve vstupním obraze s diskrétními souřadnicemi bod, který je odpovídající ve výstupním obraze. U výstupního bodu je zapotřebí počítat se spojitými souřadnicemi (reálná čísla), protože poloha výsledného bodu nemusí vždy souhlasit s celočíselnou mřížkou. Transformace souřadnic počítá novou polohu (x', y') ve spojitých souřadnicích.

Dále je potřeba nalezení úrovně jasu. V již vypočítaném výstupním obraze je hledána celočíselná hodnota jasu odpovídající celočíselné pozici obrazu. Tedy úloha aproximace jasu se obvykle vyjadřuje způsobem duálním vzhledem k předpisu geometrické transformace (3.5). Aproximuje se jas ve vstupním obraze, který odpovídá jasu hledaného bodu ve výstupní mřížce. Souřadnice bodů (x, y) ve vstupním obraze lze vypočítat invertováním vztahu (3.5) [7]

$$(x, y) = H^{-1}(x', y'). \quad (3.8)$$

Aproximaci jasové funkce můžeme dále dělit na několik typů, kterými jsou: metoda nejbližšího souseda, lineární interpolace a bikubická interpolace. Metoda nejbližšího souseda přiřazuje danému bodu (x, y) hodnotu jasu nejbližšího bodu g_s v diskrétní mřížce, přičemž bod g_s udává vzorkovanou verzi obrazové funkce $f(x, y)$. Metoda nejbližšího souseda je dána vztahem

$$f(x, y) = g_s(\text{round}(x), \text{round}(y)) \quad (3.9)$$

Chyba, která se může vyskytnout v této metodě je na obrazu zřetelně viditelná jako schodovitost.

Lineární interpolace získává výslednou hodnotu jasu kombinací čtyř bodů sousedících se zpracovávaným bodem (x, y) . U Lineární interpolace zaznamenáváme problém s poklesem rozlišení, což zapříčiňuje rozmazávání obrazu. Lineární interpolace je dána vztahem

$$f(x, y) = (1 - a)(1 - b)g_s(l, k) + a(1 - b)g_s(l + 1, k) + b(1 - a)g_s(l, k + 1) + abg_s(l + 1, k + 1), \quad (3.10)$$

kde

$$\begin{aligned} l &= \text{round}(x), & a &= x - l, \\ k &= \text{round}(y), & b &= y - k. \end{aligned} \quad (3.11)$$

Bikubická interpolace zpřesňuje jasovou funkci díky přepočítávání bikubického polynomu z okolí 16 bodů.

3.2.3 Filtrace

Filtrací nazýváme soubor transformací, které uvažují jasovou složku obrazu. Transformace převádějí hodnoty jasu vstupního obrazu na jiné hodnoty jasu výstupního obrazu, přičemž zvýrazňují nebo potlačují některé jeho charakteristiky. Obvyklé je použití lineárních filtrů k potlačení přítomného šumu nebo zvýraznění hran objektů. Nelineární filtry jsou pak vhodné např. k posuzování texturních charakteristik.

Konvoluce

Konvolucí v oblasti diskretních signálů nazýváme lineární kombinaci dvou funkcí, tedy funkce obrazové a konvolučního jádra (filtru). Používá se při lineární filtraci obrazu v prostorové oblasti. Jedná se o prostup obrazu lineárním filtrem.

Diskrétní konvoluci matematicky definujeme vztahem

$$f(x, y) * g(x, y) = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k f(x + i, y + j) g(i, j), \quad (3.12)$$

kde g je matice, kterou nazýváme konvoluční jádro, filtr nebo konvoluční maska, f je obrazová funkce.

Pro použití diskrétní konvoluce můžeme jádro chápat jako tabulku, kterou položíme na příslušné místo obrazu. Každý pixel překrytý tabulkou vynásobíme koeficientem v příslušné buňce a provedeme součet všech těchto hodnot. Tím je dána hodnota jasu výstupního pixelu.

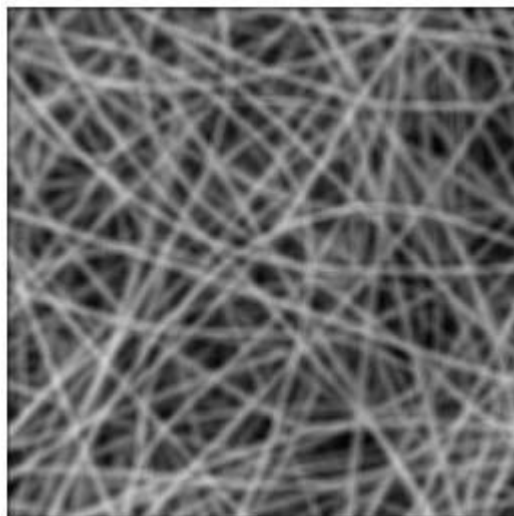
Maska potlačující šum je tzv. maska průměrovací. Při jejím použití je jasovou úrovní výstupního bodu průměrná hodnota aktuálního bodu a jeho okolí. Pro okolí rozměru 3 x 3 je odpovídající konvoluční maska h vytvořena

$$h = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.13)$$

V některých případech se zvětšuje váha středového bodu masky nebo jeho čtyř sousedů, vyšší váha napomáhá k lepší aproximaci vlastností šumu s Gaussovským rozdělením. Větší masky se vytvářejí analogicky

$$h = \frac{1}{10} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad h = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.14)$$

Na Obrázku 3.1 je zobrazen obraz po použití průměrovacího filtru. Průměrovací filtr potlačuje šum za cenu rozmazání hran objektů.

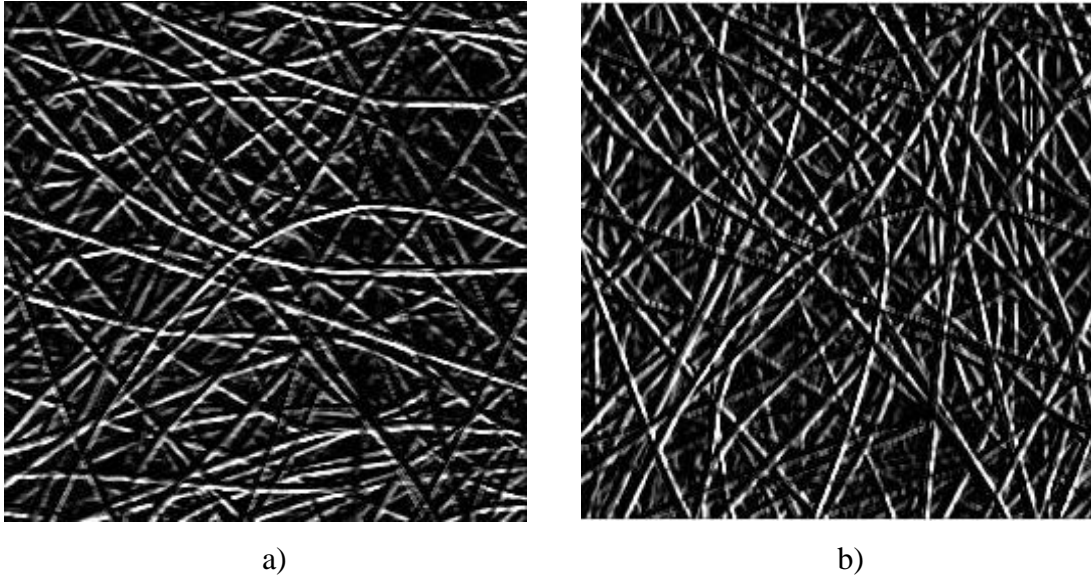


Obr. 3.1 Obraz po použití průměrovacího filtru. Průměrovací filtr potlačuje šum za cenu rozmazání hran objektů.

V některých případech je však žádoucí hrany zvýraznit. Zvýraznění je možné dosáhnout filtry realizujícími derivaci obrazu. Mezi nejčastěji používané řadíme masku Prewitt.

$$p = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Uvedená maska p (3.15) zvýrazňuje vodorovné hrany, jak je zobrazeno na obrázku 3.2a. Hrany svislé lze v obraze zvýraznit pomocí transpozice p^T před vlastní konvolucí. Obraz kde jsou zvýrazněny svislé hrany, ilustruje obrázek 3.2b.



Obr. 3.2 Obraz vlákně vrstvy, na který byla použita maska Prewit. a) Obraz s použitou maskou p , která zvýrazňuje vodorovné hrany. b) Obraz s maskou p^T , která zvýrazňuje svislé hrany.

3.2.4 Gaborovy filtry

Vhodným nástrojem pro zvýraznění objektů v libovolné orientaci je Gaborův filtr. Gaborův filtr je filtr s pásmovou propustí. Díky této vlastnosti je vhodný pro řešení úlohy segmentace vlákněných útvarů v obraze.

Jádro Gaborova filtru je tvořeno Gaussovou obálkou modulovanou harmonickou funkcí. Pokud vektor $\mathbf{r} = (x, y)^T$ představuje polohu bodu masky a $\mathbf{s} = \begin{pmatrix} \sigma_x & 0 \\ 0 & \sigma_y \end{pmatrix}$ představuje matici směrodatných odchylek v kolmých směrech k vektoru $\mathbf{t} = (t_x, t_y)^T$ vyjadřující směr na pozici \mathbf{r} , pak je jádro Gaborova filtru dáno vztahem

$$g = \exp \left(-\frac{1}{2} \mathbf{r}^T \mathbf{s}^{-1} \mathbf{r} \right) \cdot \cos (\omega \mathbf{t}^T \mathbf{r}) \quad (3.16)$$

3.2.5 Fourierova transformace

Fourierova transformace byla pojmenována podle francouzského matematika a fyzika Jeana Baptista Josepha Fouriera. Fourierova transformace patří k základním postupům zpracování signálů. Transformuje signál z časové oblasti do frekvenční oblasti, díky čemuž se některé operace zjednoduší. Principem Fourierovy transformace je, že jakoukoliv funkci můžeme zapsat jako součet sinusových a kosinusových vln s různou amplitudou, frekvencí a fázovým posunem. Tedy Fourierova transformace F převádí posloupnost N vzorků, označených jako $x = \{x_0, x_1, \dots, x_{N-1}\}$ na odlišnou posloupnost N vzorků značených jako $X = \{X_0, X_1, \dots, X_{N-1}\}$. Tuto transformaci nazýváme dopřednou Fourierovou transformací. K této transformaci existuje transformace inverzní F^{-1} , která posloupnost X analogicky převede na posloupnost x .

$$F(x) = X \quad (3.17)$$

$$F^{-1}(X) = x \quad (3.18)$$

Diskrétní Fourierova transformace jednorozměrného signálu

Představme si diskrétní signál N vzorků, který je vyjádřen pomocí časové posloupnosti hodnot $f_n, n \in \{0; N-1\}$. U diskrétních signálů je přechod mezi signály $x(n)$ v časové oblasti a signály ve frekvenční oblasti $X(k)$ tzv. diskrétní Fourierova transformace, která je označována zkratkou DFT. Tato transformace je definována vztahem

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j\frac{2\pi}{N}nk}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1, \quad (3.19)$$

kde $X(k)$ představují tzv. komplexní koeficienty Fourierova spektra.

Vztah pro transformaci zpětnou neboli inverzní je definován

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) e^{j\frac{2\pi}{N}nk}, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1. \quad (3.20)$$

Diskrétní Fourierova transformace pro dvourozměrný signál

Nechť $f(x, y)$ je obrazová funkce pro $x = 0, 1, 2, \dots, m-1$ a $y = 0, 1, 2, \dots, n-1$, kde $m \times n$ znamená velikost obrazu. Dvourozměrná Fourierova transformace je dána vztahem

$$F(\omega_x, \omega_y) = \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} f(x, y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{m} + \frac{vy}{n})}, \quad (3.21)$$

kde ω_x, ω_y mají rozměr frekvencí.

Dvourozměrná inverzní, diskrétní Fourierova transformace má tvar

$$f(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} F(\omega_x, \omega_y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{m} + \frac{vy}{n})}, \quad (3.22)$$

Jestliže je daná $F(\omega_x, \omega_y)$, je možné pomocí IFT zpětně získat $f(x, y)$. Funkční hodnoty $F(\omega_x, \omega_y)$ se nazývají Fourierovy koeficienty rozvoje. Hodnota transformace v počátku frekvenční oblasti (tj. $F(0,0)$) se nazývá stejnosměrná komponenta Fourierovy transformace. Hodnota $F(0,0)$ je ekvivalentní $m \times n$ krát průměrná hodnota $f(x, y)$. Pokud signál f nabývá pouze reálných hodnot, jsou koeficienty spektra komplexní.

Nechť $R(\omega_x, \omega_y)$ a $I(\omega_x, \omega_y)$ reprezentují reálnou a imaginární část $F(\omega_x, \omega_y)$. Amplitudové frekvenční spektrum je potom definované vztahem

$$|F(\omega_x, \omega_y)| = \sqrt{R^2(\omega_x, \omega_y) + I^2(\omega_x, \omega_y)}. \quad (3.23)$$

Fázové spektrum transformace je definované

$$\Phi(\omega_x, \omega_y) = \tan^{-1} \left(\frac{I(\omega_x, \omega_y)}{R(\omega_x, \omega_y)} \right). \quad (3.24)$$

Výkonové spektrum je definované jako druhá mocnina $|F(\omega_x, \omega_y)|$

$$P(\omega_x, \omega_y) = |F(\omega_x, \omega_y)|^2 = R^2(\omega_x, \omega_y) + I^2(\omega_x, \omega_y). \quad (3.25)$$

Fourierova transformace nabyla významu v oblasti filtrace signálů díky svému vztahu ke konvoluci. Konvoluci $*$ v prostorové oblasti odpovídá pouhé násobení obrazu signálu s obrazem filtru.

$$f(x, y) * g(x, y) = F(\omega_x, \omega_y)G(\omega_x, \omega_y), \quad (3.26)$$

3.3 Matematická morfologie

Matematická morfologie je považována za samostatnou oblast analýzy obrazu. Začátek vývoje spadá do 60. let, kdy G. Matheron a J. Serra sepsali matematické monografie. Další velký vývoj proběhl v 80. letech, kdy došlo k ucelení teorie a tato teorie byla prakticky aplikována pro zpracování obrazu. Matematická morfologie využívá vlastností bodových množin, a tím lze pracovat jak s binárními obrazy, tak s obrazy s větším počtem jasových úrovní.

Metody matematické morfologie používáme zejména pro předzpracování obrazu, kde je zapotřebí odstranit šum nebo zjednodušit tvary objektů. Dále pro zdůraznění struktury objektů, což si představíme jako ztenčování, zesilování a označování objektů. Do základních morfologických operací při binární morfologii patří Dilatace a Eroze [8].

3.4 Dilatace

Dilatace \oplus skládá body dvou množin pomocí vektorového součtu, kde E je Euklidův dvourozměrný prostor, $X \oplus B$ je množinou všech možných vektorových součtů pro dvojice pixelů. Jeden z pixelů pochází z množiny X a druhý z množiny B .

$$X \oplus B = \{d \in E^2 : d = x + b, x \in X, b \in B\} \quad (3.27)$$

Dilatace je komutativní operací danou vztahem (3.28) a je také asociativní podle (3.29).

$$X \oplus B = B \oplus X, \quad (3.28)$$

$$X \oplus (X \oplus D) = (X \oplus B) \oplus D. \quad (3.29)$$

Dilatace slouží k zaplnění malých děr, úzkých zálivů a jako stavební kámen složitějších operací. U dilatace dochází ke zvětšování objektů, jestliže se má zachovat jejich původní rozměr, kombinuje se dilatace s erozí [8]. Na obrázku 3.3b je výsledek dilatace strukturním elementem $se = 11 \times 11$, který představuje čtverec. Jak je z obrázku patrné byla použita na porušený obraz 3.3a, na kterém se po použití dilatace zaplnila porušená místa.



Obr. 3.3 a) Vstupní porušený obraz, na který byla použita dilatace k zaplnění jeho porušených úseků. b) Výsledek dilatace strukturním elementem $se = 11 \times 11$, který představuje čtverec. Na výstupním obraze jsou tak porušené úseky zaplněny.

3.4.1 Eroze

Eroze \ominus je duální transformací k dilataci, nikoliv inverzní. Je definovaná

$$X \ominus B = \{p \in E^2: p + b \in X \text{ pro každé } b \in B\}. \quad (3.30)$$

Tento vztah vyjadřuje, že pro každý bod obrazu p se ověřuje, zda pro všechna možná $p + b$ leží výsledek v X .

Eroze zjednodušuje struktury objektů, tím že složitější objekt rozdělí na několik jednodušších. Při použití eroze lépe najdeme obrysy objektů v obraze.

Erozi se dá chápat také jako postupné posouvání strukturního elementu B po obraze X . Jestliže je B posunut o vektor p obsažen v obraze X , je pak bod odpovídající B součástí eroze $X \ominus B$.

Na obrázku 3.4a je výchozí obraz, na kterém byla použita eroze se strukturním elementem $se = 11 \times 11$, který představuje čtverec. Výsledný obraz 3.4b má pak zjednodušenou strukturu



a)



b)

Obr 3.4 a) je výchozí obraz na, který byla použita eroze se strukturním elementem $se = 11 \times 11$, který představuje čtverec. b) Výsledný obraz se zjednodušenou strukturou.

3.4.2 Otevření a uzavření

Eroze následovaná dilatací vytváří transformaci zvanou otevření obrazu a naopak dilatace, která je následována erozí nazýváme uzavření obrazu. Otevření $A \circ B$ je definováno jako

$$A \circ B = (X \ominus B) \oplus B \quad (3.31)$$

a uzavření definujeme vztahem

$$A \bullet B = (X \oplus B) \ominus B. \quad (3.32)$$

Otevření a uzavření množiny X strukturním elementem B se používá k odstranění detailů v obraze, které jsou menší než strukturní element. Celkový tvar objektu se po transformaci nezmění.

Příklad otevření je možné vidět na obrázku 3.5, kde je na vstupní obraz 3.5a aplikováno otevření. Otevření oddělí objekty v obraze tenkou šíjí a zjednoduší tak strukturu objektů. Tento příklad je patrný z obrázku 3.5b. Uzavření je zobrazeno na obrázku 3.6b, kde původní porušený obrázek 3.6a je vyhlazený a drobné trhliny jsou zaplněny.



a)

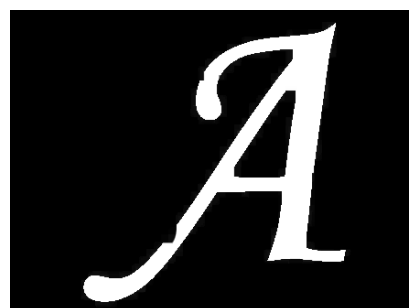


b)

Obr. 3.5 a) Vstupní obraz, na kterém je použito otevření. b) Otevření oddělí objekty v obraze tenkou šíjí a zjednoduší tak strukturu objektů.



a)



b)

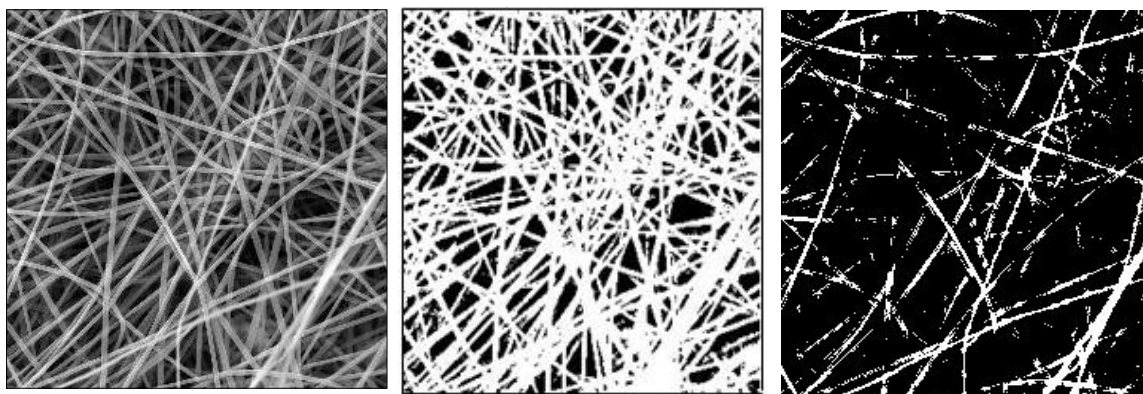
Obr. 3.6 a) Vstupní obraz na, kterém je použito uzavření. b) Obraz po použití uzavření, kde jsou drobné trhliny zaplněny a obraz je celkově vyhlazený.

3.5 Segmentace obrazu

Segmentace je jedním z postupů zpracování a je řazená za fázi předzpracování. Jejím cílem je rozčlenit obrazové body do dvou tříd, a sice na obrazové body reprezentující objekt a obrazové body reprezentující pozadí.

3.5.1 Segmentace prahováním

Prahování je jednou z nejjednodušších segmentačních metod. K segmentaci objektů dochází porovnáním hodnoty jasu každého bodu obrazu s danou konstantní tzv. prahovou hodnotou. Prahováním přechází šedotónový obraz na obraz binární. Výsledek prahování je citlivý na správnou volbu prahové úrovně. Špatně zvolený práh má za následek nepřesné převedení obrazu. Na obrázku 3.7a je šedotónový vstupní obraz, který byl segmentován pomocí špatně zvoleného prahu. Špatně zvolený práh je patrný z obrázku 3.7b, kde byl použit práh s minimální hodnotou. Naopak obrázek 3.7c zobrazuje obraz prahovaný s maximální hodnotou prahu.



a)

b)

c)

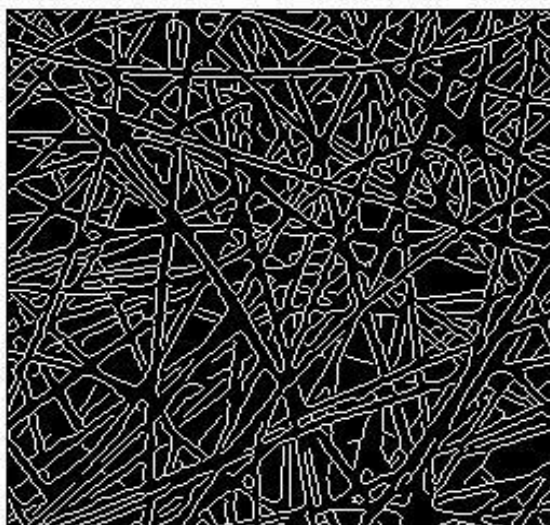
Obr. 3.7 a) Šedotónový vstupní obraz se škálou jasových úrovní $<0,255>$, který byl segmentován pomocí zvoleného prahu. b) Na obraz byl použit práh s hodnotou 70. c) Obraz prahovaný s hodnotou prahu 170.

Prahovacích metod je několik, jednou z metod je zvolení globálního prahu, který je určený pro celý obraz. U této metody se však může negativně projevit nerovnoměrnost osvětlení. Další možností je volba lokálního prahu, který je funkcí

polohy. Prahování s více prahy je další metoda, která však obraz netransformuje na obraz binární, ale na obraz s omezeným počtem jasových úrovní [8].

3.5.2 Segmentace pomocí detekce hran

Při této metodě segmentace je úkolem získat informaci o hranách obrazu. Obecně ji můžeme rozdělit do dvou kroků, a to tak, že v prvním kroku se hledají hrany a v druhém kroku se z nalezených hran provádí samotná segmentace. Problémem této metody je, že se v obraze vyskytují hrany i v místech, kde skutečná hranice není anebo naopak chybí hrana tam, kde skutečná hranice je. V obraze hran je jen ojediněle míst s nulovou velikostí hran. Jsou-li hodnoty velikostí hran malé, projevuje se u nich změna jasu vlivem kvantizačního šumu. K odstranění těchto hran je možné použít metodu prahování obrazu hran. Tato metoda je provedena na obrázku 3.8, na kterém jsou zobrazeny pouze významnější hrany obrazu, což je docíleno zvolením vyšších hodnot prahu.



Obr. 3.8 Obraz s použitou metodou prahování obrazu hran. Pro zobrazení pouze významnějších hran byla zvolena vyšší hodnota prahu, a tím jsou zobrazeny pouze významnější hrany.

Další z možností jak segmentaci provádět je pomocí sledování hran. Tuto možnost použijeme tehdy, neznáme-li tvar hranice, ale známe například jen barvu. Úkolem je určit vnitřní a vnější hranice oblastí obrazu. Hranice jsou hledány tzv. obkroužením oblastí. Při hledání hranic nejprve procházíme obraz po řádcích, dokud nenarazíme na obrazový element, kterým může být například barva. Abychom našli další obrazový element, musíme procházet 3x3 okolí již nalezeného elementu. Nově nalezený bod se stává nově výchozím. Tento postup opakujeme do té doby, než se vrátíme k bodu, který byl první výchozí. Detekci hran můžeme také provádět pomocí heuristického sledování hranic. Tento způsob je založen na prohledávání grafů. V grafech jsou hrany spojovány do řetězců, a tím lépe odpovídají průběhu hranic.

Jako další možností pro vyhledávání hranic je použitím Houghovy transformace. Houghovu transformaci používáme v případech, kdy je nutné detekovat jednoduchý, známý objekt, kterým může být např. přímka, kružnice nebo trojúhelník. Metoda je i pro detekci a segmentaci překrývajících se objektů [8, 13].

3.5.3 Segmentace narůstáním oblastí

Tato metoda se uplatňuje v obrazech, na kterých se vyskytuje šum, díky kterému se nesnadno určují hranice objektů. Cílem segmentace narůstání oblastí je rozčlenit obraz do co největšího počtu souvislých oblastí a to tak, aby byly homogenní. Měřítkem homogenity jsou jasové vlastnosti, textura, barva.

Segmentace narůstáním oblastí se dále rozděluje na jednodušší metody jako spojování oblastí, štěpení oblastí a kombinace spojování a štěpení. U spojování oblastí se nejprve rozdělí obraz do velkého množství malých oblastí a definuje se kritérium spojování dvou sousedních oblastí. Dále spojujeme sousední oblasti do té doby, dokud se neporuší podmínka homogenity.

Pro štěpení oblastí platí zcela opačný postup nežli u spojování oblastí. Při štěpení se postupuje tak, že se obraz rozdělí do jediné oblasti, která je dále postupně štěpena. V tomto postupu se používají stejná kritéria homogenity jako při spojování, ale i přesto se výsledky těchto dvou metod neshodují.

Díky kombinaci spojování a štěpení se zachovávají dobré vlastnosti obou metod. Tato metoda je založená na pyramidální reprezentaci obrazu, která je vytvořena pomocí pyramidální datové struktury. Pyramidální struktura je rozdělena na několik úrovní. Jestliže se v dané úrovni vyskytne nějaká oblast, která je nehomogenní, je dále

rozštěpena na čtyři podoblasti. Jsou-li tyto čtyři oblasti homogenní, lze je ve vyšší úrovni dále spojit [8].

3.5.4 Segmentace srovnáním se vzorem

Jedná se o metodu, při které v obraze vyhledáváme známé objekty pomocí srovnávání se vzorem. V obraze také můžeme vyhledat místa, kde se vyskytuje daný vzor, textura nebo geometrické útvary. Ve skutečnosti se obraz od vzoru liší, a to díky šumu získaného při snímání, natočením obrazu, změnou měřítka, zkreslení, atd. Díky tomu nemůžeme v obraze hledat maximální shodu se vzorem, ale pouze maximum vhodného kritéria pro zmíněné odlišnosti.

3.6 Popis objektů

Pro popis objektů budeme vycházet ze segmentovaného obrazu. Popis obrazu můžeme rozdělit do dvou skupin, a to podle kvantitativního přístupu, který je založen na popisu obrazu pomocí číselných charakteristik. Těmito charakteristikami mohou být např. velikost objektu, kompaktnost, atd. A dále podle kvalitativního přístupu, ve kterém jsou popisovány vztahy mezi objekty a jejich tvarové vlastnosti. Způsob popisu je vždy vybírán na základě konkrétních požadavků. Získaná informace o objektech přítomných v obrazech je krokem k rozpoznání objektů jejich klasifikací.

3.7 Klasifikace

Jako posledním je klasifikace obrazu a jedná se o rozpoznávání předmětů neboli oblastí segmentovaného obrazu. Klasifikaci vykonáváme pomocí klasifikátoru, který zařazuje předměty do předem známých tříd. Metodu klasifikace můžeme rozdělit na rozpoznávání příznakově popsání předmětu a syntakticky popsanych předmětů.

Příznakový popis je charakterizován číselnými elementárními popisy, které nazýváme příznaky. Využívá jako vstupu kvantitativní popis předmětů číselnými parametry. Zvolíme-li si vhodný výběr příznaků, je podobnost předmětů ve třídě vyjádřena geometrickou blízkostí.

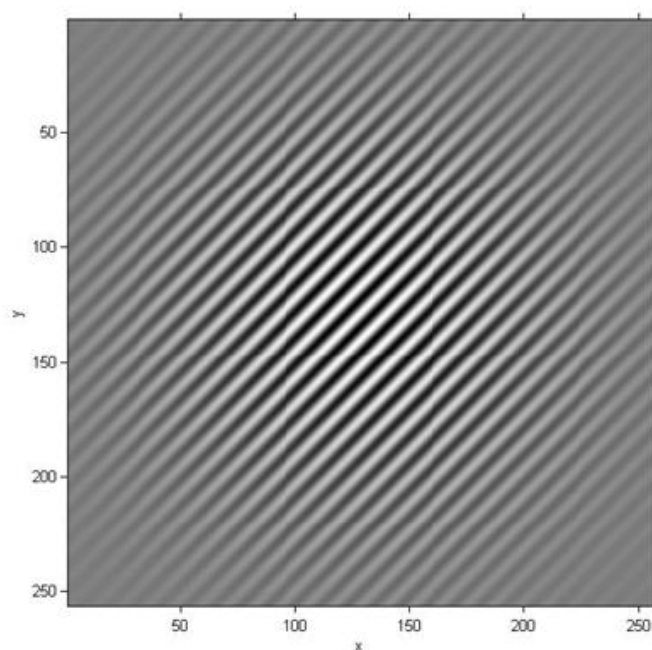
Syntaktický popis předmětů využívá jako vstupu kvalitativní popis předmětů. Základní prvky strukturálně popsanych předmětů jsou zde uváděny jako primitiva [8].

4 Praktická část

Tato práce se zabývá návrhem metod pro automatizované určování parametrů vlákenné vrstvy, kterými jsou průměr vláken, směrová orientace vláken a zaplnění vlákenné vrstvy. Všechny tři metody využívají především obraz získaný filtrací obrazu vlákenné vrstvy speciálně nastaveným Gaborovým filtrem. Tyto metody využívají vlastnosti filtru, která spočívá ve schopnosti zvýraznit hrany v určitém směrovém rozpětí a zároveň potlačit objekty ve směrech zbylých. Obraz vlákenné vrstvy je díky tomuto filtru a dalším metodám zpracování obrazu možné rozdělit na více vrstev, kde každý z těchto vrstev zachycuje pouze vlákna v požadovaném směru. Navrhované metody určování vlastností vlákenné vrstvy využívají možnosti práce s každým segmentovaným vláknem zvlášť. Metody jsou realizovány jako softwarová aplikace s grafickým uživatelským rozhraním.

4.1 Reprezentace ve frekvenční oblasti

Uvažujme matici velikosti $N \times N$ prvků. Na tomto intervalu vygenerujeme harmonickou funkci o frekvenci $f_x = n/N$ ve vodorovném směru, kde f_x je frekvence vláken, n značí počet vláken a N je délka intervalu. Frekvence ve svislém směru je shodná s frekvencí ve vodorovném směru $f_y = f_x$. Tento idealizovaný signál považujeme za obraz dokonale zarovnaných vláken o stejném průměru a orientaci. Před provedením Fourierovy transformace, je na obraz aplikována metoda okénkování, která potlačí jasovou úroveň vstupního obrazu v blízkosti okrajů. V příkladu na obrázku 4.1 bylo použito okno Hanning. Tato maska nabývá hodnoty 1 ve svém středu, funkční hodnoty klesají ve všech směrech od středu k hodnotě 0.



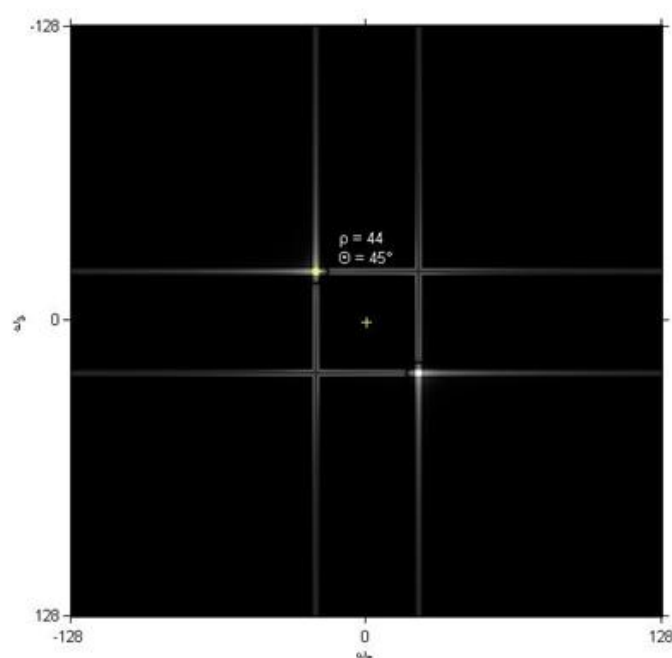
Obr 4.1 Ilustruje metodu okénkování, která potlačí jasovou úroveň vstupního obrazu v blízkosti okrajů. V tomto příkladě je použito okno Hanning.

Provedením Fourierovy transformace jsou získány komplexní koeficienty spektra signálu. Vstupní obraz je považován za funkci dvou prostorových proměnných (x, y) . Spektrum je vypočteno na délce signálu, která je rovna rozlišení obrazu. Podle Nyquistova teorému je maximální kmitočet (ω_x, ω_y) roven polovině vzorkovací frekvence při digitalizaci signálu. Zároveň platí, že získané spektrum je rovněž periodická funkce. Matlab vrací dvě zrcadlově obrácené periody, proto je vhodné posunout spektrum tak, aby se stejnosměrná složka nacházela uprostřed spektra. Zobrazením amplitudového spektra jako šedotónového obrazu, kde koeficienty amplitud zobrazujeme jako jasovou složku na souřadnicích (ω_x, ω_y) , získáme obraz uvedený na obrázku 4.2. Světlé body naznačují vysokou amplitudu na frekvenci ρ a orientaci θ .

$$\rho = \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2} \quad (4.1)$$

$$\theta = \text{atan}\left(\frac{\omega_x}{\omega_y}\right) \quad (4.2)$$

Bod (ρ, θ) v polárních souřadnicích odpovídá v oblasti spektrální všem objektům v oblasti prostorové (obr. 4.1). Spektra skutečných obrazů vlákných struktur bývají podstatně bohatší, přesto je možné i ve složitějších případech obsah obrazu ze spektra posuzovat. Gaborův filtr ve frekvenční oblasti je filtr s pásmovou propustí, pomocí něhož je možné odfiltrovat spektrum nejen na určitém pásu frekvencí, jemuž odpovídají vlákna shodného průměru, ale i určeného pásma orientací. Těm odpovídá jednotná orientace vláken. Příklad Gaborova filtru překrývajícího amplitudové spektrum je vidět na obrázku 4.3. Na tomto obrázku je také viditelná spojnice středu spektra se středem filtru. Tato úsečka odpovídá souřadnicím (ρ, θ) . Filtr propouští pouze překrytou část spektra.

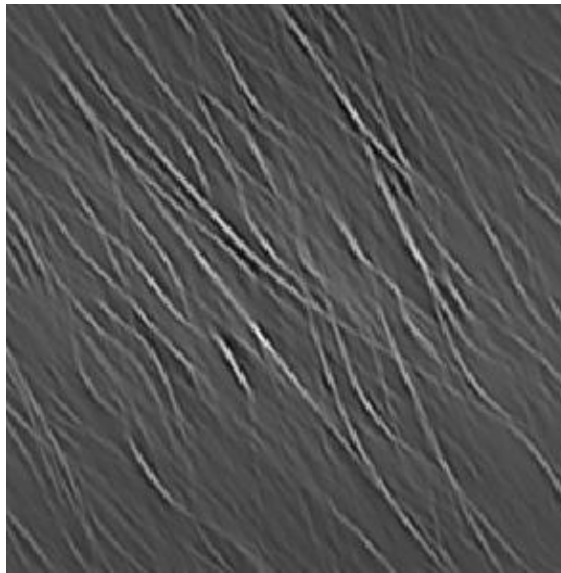


Obr 4.2 Vycentrované amplitudové spektrum obrazu. Světlé body naznačují vysoký koeficient na dané frekvenci ρ a orientaci θ . Uprostřed spektra se nachází stejnosměrná složka.



Obr. 4.3 Gaborova filtru, který segmentuje vlákna, jejíž orientace θ je 34° a frekvence ρ je 52.

Zpětnou transformací do prostorové oblasti je získán obraz vlákenné vrstvy obsahující pouze vlákna v požadovaném směru. Filtr v poloze na obrázku 4.3, kde $\theta = 34^\circ$ segmentuje vlákna v orientaci $(34^\circ + 90^\circ) = 124^\circ$. Jedná se o vlastnost Fourierovy transformace, která uvažuje místa kolísání signálu, a tedy hrany vláken jsou patrné kolmo na podélnou osu vlákna. Spektrum je díky této vlastnosti otočeno o $\pi/2$ proti obrazu.



Obr. 4.4 Získaný obnovený obraz, kde jsou vlákna segmentována v jediném směru a jsou zobrazena kolmo k nastavenému Gaborovu filtru. Tento obraz byl získán po aplikaci inverzní Fourierovy transformace.

Takto získaný obraz se dále zpracovává, aby se dosáhlo lepšího zobrazení segmentovaných vláken a mohl být proveden popis vláken. Další zpracování obrázku 4.4 se skládá z několika kroků. Prvním krokem je filtrování obrazu průměrovacím filtrem o velikosti $[7 \ 7]$. Po filtrování je na obraz použita operace otevření se čtvercovým strukturním prvkem, jehož velikost je $w=5$. Dalším krokem je převedení obrazu na obraz binární a jeho prahování pomocí globálního prahu. Hodnota prahu je normalizovaná hodnotou intenzity obrazu, která leží v rozsahu $\langle 0,1 \rangle$. Binární obraz se skládá z množiny bodů (pixelů), které nabývají hodnot 0 nebo 1, kde 0 značí pozadí a 1 značí objekty. Ze získaného binárního obrazu se nakonec odstraní malé objekty a vyplní se drobné otvory kombinací eroze a dilatace. Výsledkem je pak obrázek 4.5.



Obr 4.5 Binární obraz segmentovaných vláken v jediném směru, z kterého byly odstraněny malé objekty a vyplněny drobné otvory. Binární obraz se skládá z množiny bodů (pixelů), které nabývají hodnot 0 nebo 1, kde 0 značí pozadí a 1 značí objekty.

Uvedeným postupem je možné segmentovat vlákna v libovolném směru. Klasifikace jednotlivých vláken dovoluje určit některé vlastnosti celé vrstvy, jak je uvedeno dále.

4.2 Průměr vláken

Pro měření průměru vlákna ve čtvercové mříži, kterou představuje binární obraz, jsou navrženy dva způsoby. První způsob stanovení průměru vlákna je založen na součtu obrazových bodů, které leží napříč převažujícímu směru vlákna. Situaci ilustruje obrázek 4.6a. Díky diskretizaci není možné stanovit počet bodů napříč vlákna ve všech místech vlákna. Z tohoto důvodu je za průměr považována hodnota aritmetického průměru ze všech měření. V případě na obrázku 4.6a je $d_1 = 2\sqrt{2}$, $d_2 = \sqrt{2}$, pak D je

$$D = \frac{\sqrt{2}(2 + 1)}{2} = 2,121. \quad (4.3)$$

Realizace tohoto postupu je provedena tak, že je spočten počet obrazových bodů n_i ve svislém směru (obr. 4.6b) v každém sloupci obrazové matice. Dále je metodou nejmenších čtverců odhadnuta orientace vlákna podle modelu

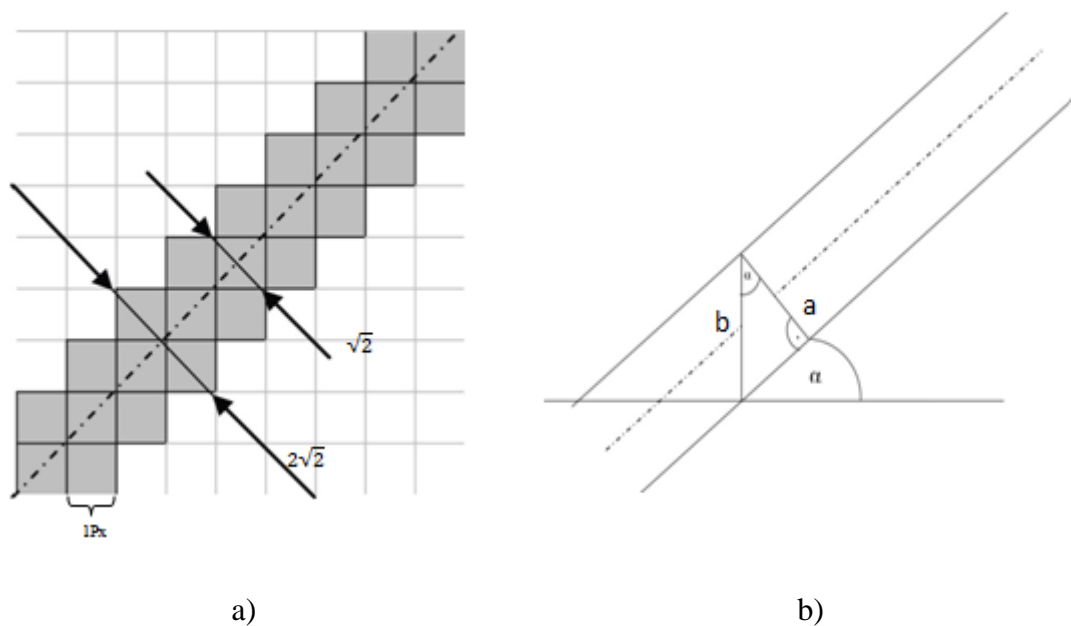
$$y = k \cdot x + q, \quad (4.4)$$

Průměr vláken D je stanoven

$$D = \frac{\cos(\alpha)}{N} \sum_{i=1}^N n_i, \quad (4.5)$$

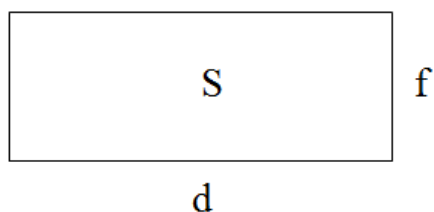
kde

$$\alpha = \text{atan}(k) \quad (4.6)$$



Obr 4.6 První způsob měření průměrů vláken je založen na součtu obrazových bodů, které leží napříč převažujícímu směru vlákna. Na obrázku a) jsou vyznačené dva měřitelné průměry, které jsou následně zprůměrovány. Bílé body tvoří pozadí obrazu a šedé body zobrazují měřené vlákno. b) Měření prováděné pomocí úhlu sklonu vlákna α . Do zobrazeného vlákna je vykreslen pravoúhlý trojúhelník, kde a , b jsou hledané koeficienty.

Druhý způsob měření je založen na ekvivalentním obdélníku, kdy je vlákno nahrazeno obdélníkem ekvivalentní plochy

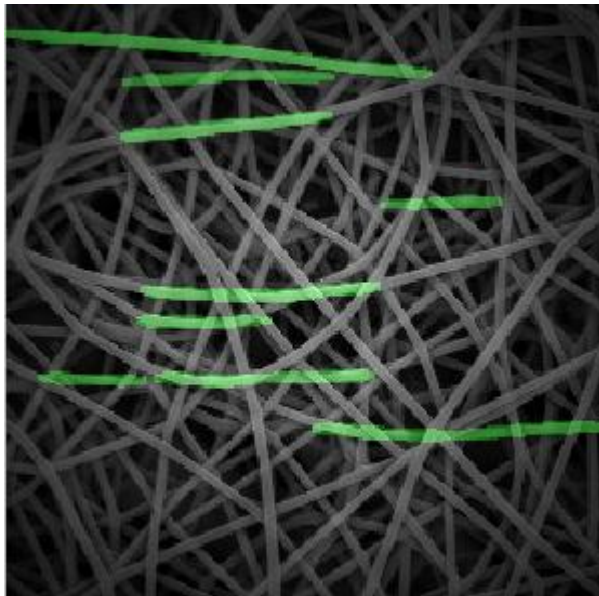


$$f = \frac{S}{d}, \quad (4.7)$$

kde

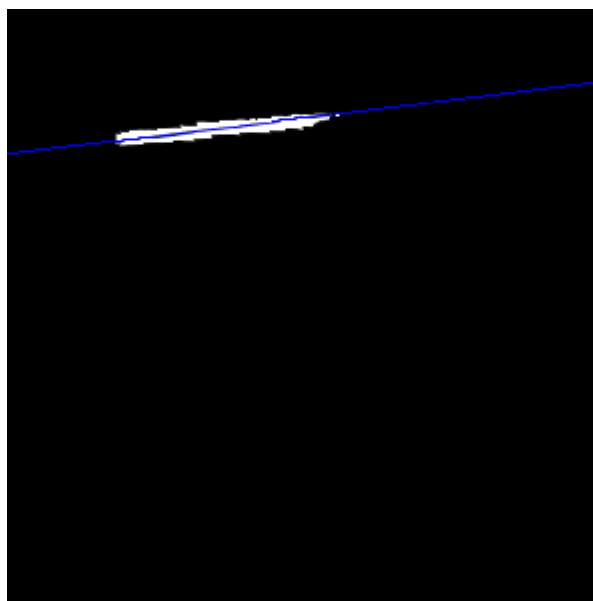
$$d = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{\cos(\alpha)}. \quad (4.8)$$

Pro automatické stanovení průměru vláken byla provedena segmentace jednotlivých vlákenných útvarů v určeném směru. Orientace vláken byla získána filtrací Gaborovými filtry. Tato segmentace je zobrazena na obrázku 4.7, kde jsou do původního obrazu znázorněna zelenou barvou segmentovaná vlákna v daném směru.



Obr. 4.7 Původní netkaná textilie. Zelená vlákna zobrazují segmentaci vláken v určitém směru, která byla separována pomocí Gaborova filtru.

Proložení přímky je znázorněno na obrázku 4.8. Proložená přímka je dána rovnicí přímky.



Obr. 4.8 Odseparované vlákno s proloženou přímkou v bodech vláken s hodnotou 1.

V tabulce 1 jsou porovnány výsledky obou metod, kde D je průměr vlákna měřen pomocí součtu obrazových bodů ve sloupcích obrazové matice a f je průměr měřený pomocí ekvivalentní plochy obdélníku. Měření bylo prováděno na jednotlivých vláknech v dané směrové orientaci. Z tabulky je patrné, že obě metody stanovení průměru vlákna vykazují velmi podobné výsledky.

Tab. 1 Výsledky měření průměru vláken navrženými metodami.

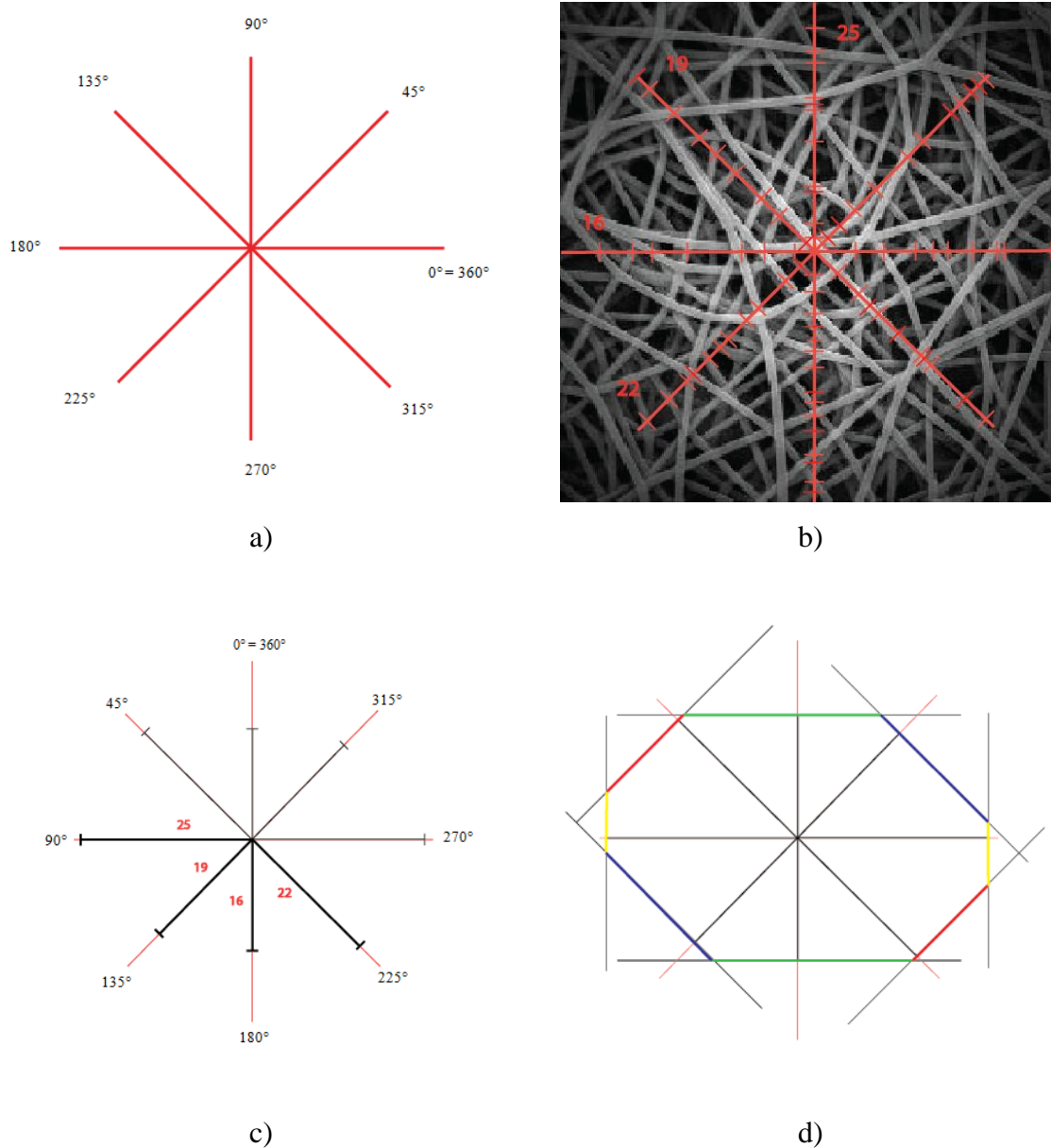
D	f
2.53	2,6
5,5	5.7
2,57	2.6
4,02	4,05
2,51	2,54
3,35	3,41
3,95	4
2,81	2,88
2,95	3,02

4.3 Anizotropie

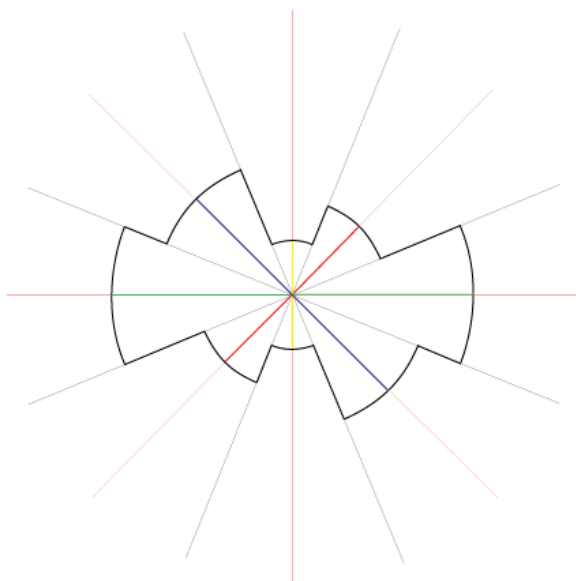
Anizotropie textilních materiálů je chápána jako nestejnomyšlnost vlastností v různých směrech textilie. Pro určení směru vláken v textilií slouží polární grafy, které se nazývají směrové růžice. Směrová růžice vyjadřuje hustotu zastoupení vláken v určité směrové orientaci. Konstrukci směrové růžice lze provádět ručně nebo automaticky.

Ruční metoda podle [11] pracuje s jednoduchou grafickou metodou, jejímž základem je sestavení průsečíkové růžice. Průsečíková růžice se sestaví tak, že přes měřenou textilií se položí síť úhlů $\alpha_1 \dots \alpha_n$, která je narýsovaná na transparentní folii. Síť úhlů je zobrazena na obrázku 4.9a, počet úhlů n by neměl být větší než 18. Jak je vidět na obrázku 4.9b, se do sestavené sítě zaznamenávají průsečíky vláken měřené textilie. Na obrázku 4.9c je zobrazena síť úhlů po rotaci o $\pi/2$, do které se nanesou délkové jednotky podle poměru naměřených průsečíků. V těchto vzdálenostech se

konstruují kolmice. Pomocí kolmic se vymezí mnohoúhelník tzv. Steinerův kompakt, jak je vidět na obrázku 4.9d. Délky stran mnohoúhelníku určují směrovou orientaci směrové růžice. Výsledkem je směrová růžice, která je zkonstruovaná na obrázku 4.10.



Obr. 4.9 a) Síť úhlu $\alpha_1 \dots \alpha_n$, která bývá narýsovaná na transparentní folii, počet úhlů n by neměl být větší než 18. b) Síť úhlů položená na měřené textílii, do sestrojené sítě se zaznamenávají průsečíky vláken měřené textílie. c) Síť úhlů po rotaci o $\pi/2$, do které se nanesou délkové jednotky podle poměru naměřených průsečíků. V těchto vzdálenostech se konstruují kolmice. d) Pomocí kolmic vymezený mnohoúhelník tzv. Steinerův kompakt. Délky stran mnohoúhelníku určují směrovou orientaci směrové růžice.



Obr. 4.10 Výsledná směrová růžice, kde barevné osy jsou délky stran ze Steinerova kompaktu.

Jedna z metod automatického měření anizotropie podle [12] využívá dvourozměrné Fourierovy diskrétní transformace obrazu vláken. Metoda je založena na součtu amplitud spektra v definovaných směrech. Ukazuje se, že prostým součtem koeficientů spektra je možné odhadnout směrovou růžici. Svou podstatou je vlastně blízká ruční metodě tvorby Steinerova kompaktu měřením počtu průsečíků s úsečkou v dané orientaci.

V této práci je navržen postup, který nevyužívá Fourierova spektra jako předchozí metoda, ale přímo pracuje s jednotlivými vlákny. Tato metoda pracuje již s upraveným, předzpracovaným obrazem, který je filtrován pomocí Gaborova filtru. Gaborův filtr je nastaven tak, že segmentuje jednotlivá vlákna ve všech směrových orientacích θ a frekvencích ρ .

Jsou uvažovány dva způsoby určení relativního zastoupení vláken v různých orientacích. První způsob je založen na stanovení počtu vláken v dané směrové orientaci bez ohledu na plochu těchto vláken. Druhý způsob je naopak založen na velikost ploch vláken bez ohledu na to, kolik vláken se v daném směru nachází.

První způsob se provádí měřením vláken v jednotlivých intervalech směrových orientací vlákenné vrstvy. Tyto intervaly byly stanoveny na základě konstrukce směrové růžice pro měření anizotropie podle [11]. Obrázek 4.11 zobrazuje příklad zvoleného intervalu, ve kterém byla vlákna měřena.

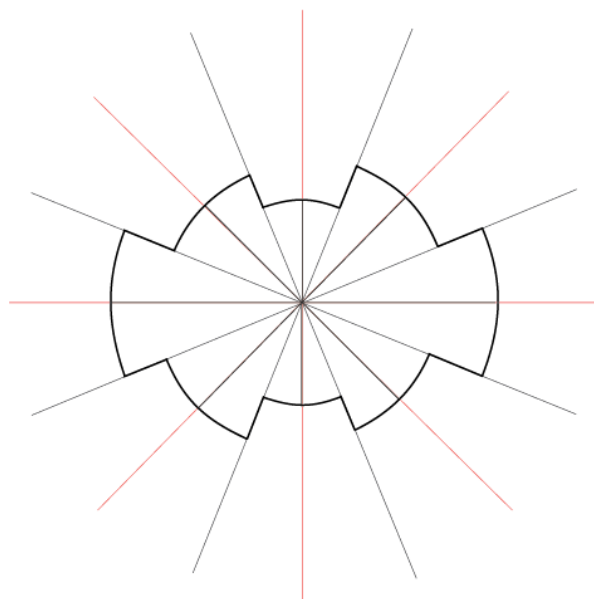


Obr 4.11 Příklad zvoleného intervalu, ve kterém byla vlákna měřena.

V tabulce 2 je uvedeno rozmezí intervalů a počty vláken, které se v daných intervalech nacházejí. Pro grafické znázornění byla sestrojena síť úhlů podle zvolených intervalů. Do sítě byly vyneseny počty vláken zastoupené v daném intervalu orientací. Podle poměru počtu vláken je zkonstruovaná směrová růžice, která je zobrazena na obrázku 4.12. Z obrázku můžeme vidět, že největší zastoupení počtu vláken je v intervalu $\langle 337,5^\circ, 22,5^\circ \rangle$ a $\langle 157,5^\circ, 202,5^\circ \rangle$.

Tab. 2 Počet vláken v daném intervalu. Intervaly jsou voleny shodné s metodou ručního měření.

$\langle \alpha_1, \alpha_2 \rangle$	Počet vláken
$\langle 337,5^\circ, 22,5^\circ \rangle$	17
$\langle 22,5^\circ, 67,5^\circ \rangle$	13
$\langle 67,5^\circ, 112,5^\circ \rangle$	9
$\langle 112,5^\circ, 157,5^\circ \rangle$	12
$\langle 157,5^\circ, 202,5^\circ \rangle$	17
$\langle 202,5^\circ, 247,5^\circ \rangle$	13
$\langle 247,5^\circ, 292,5^\circ \rangle$	9
$\langle 292,5^\circ, 337,5^\circ \rangle$	12

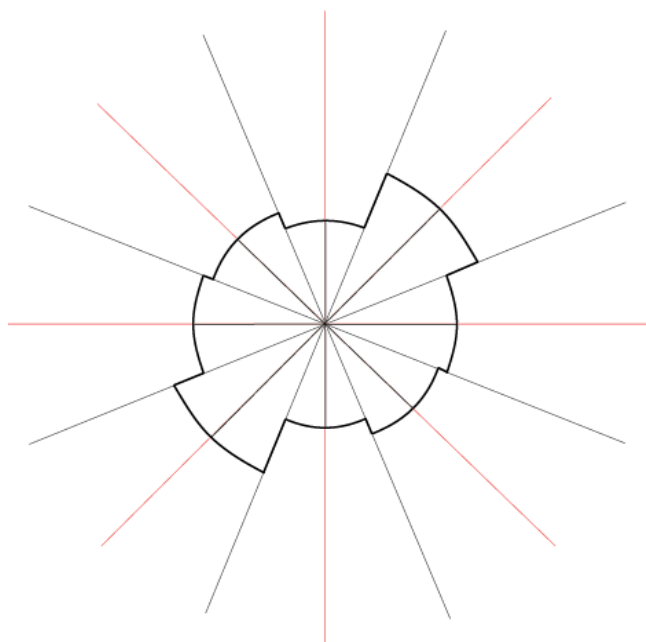


Obr. 4.12 Směrová růžice zkonstruována podle poměru počtu vláken v určitém intervalu.

Druhý způsob pracuje na podobném principu jako způsob předchozí. Do sestrojené sítě úhlů se však nezaznamenává počet vláken ale plochy vláken, které se v daném intervalu nacházejí. Stejně jako u prvního způsobu jsou intervaly sítě úhlů voleny shodné s ruční metodou podle [11]. Podle poměru ploch vláken v daném směru je zkonstruovaná směrová růžice. Směrová růžice na obrázku 4.13 znázorňuje plochy vláken uvedených v tabulce 3.

Tab. 3 Plochy vláken v daném intervalu. Intervaly jsou voleny shodné s metodou ručního měření.

$< \alpha_1, \alpha_2 >$	Plocha vláken
$<337,5^\circ, 22,5^\circ>$	6322
$<22,5^\circ, 67,5^\circ>$	7952
$<67,5^\circ, 112,5^\circ>$	5125
$<112,5^\circ, 157,5^\circ>$	5994
$<157,5^\circ, 202,5^\circ>$	6322
$<202,5^\circ, 247,5^\circ>$	7952
$<247,5^\circ, 292,5^\circ>$	5125
$<292,5^\circ, 337,5^\circ>$	5994



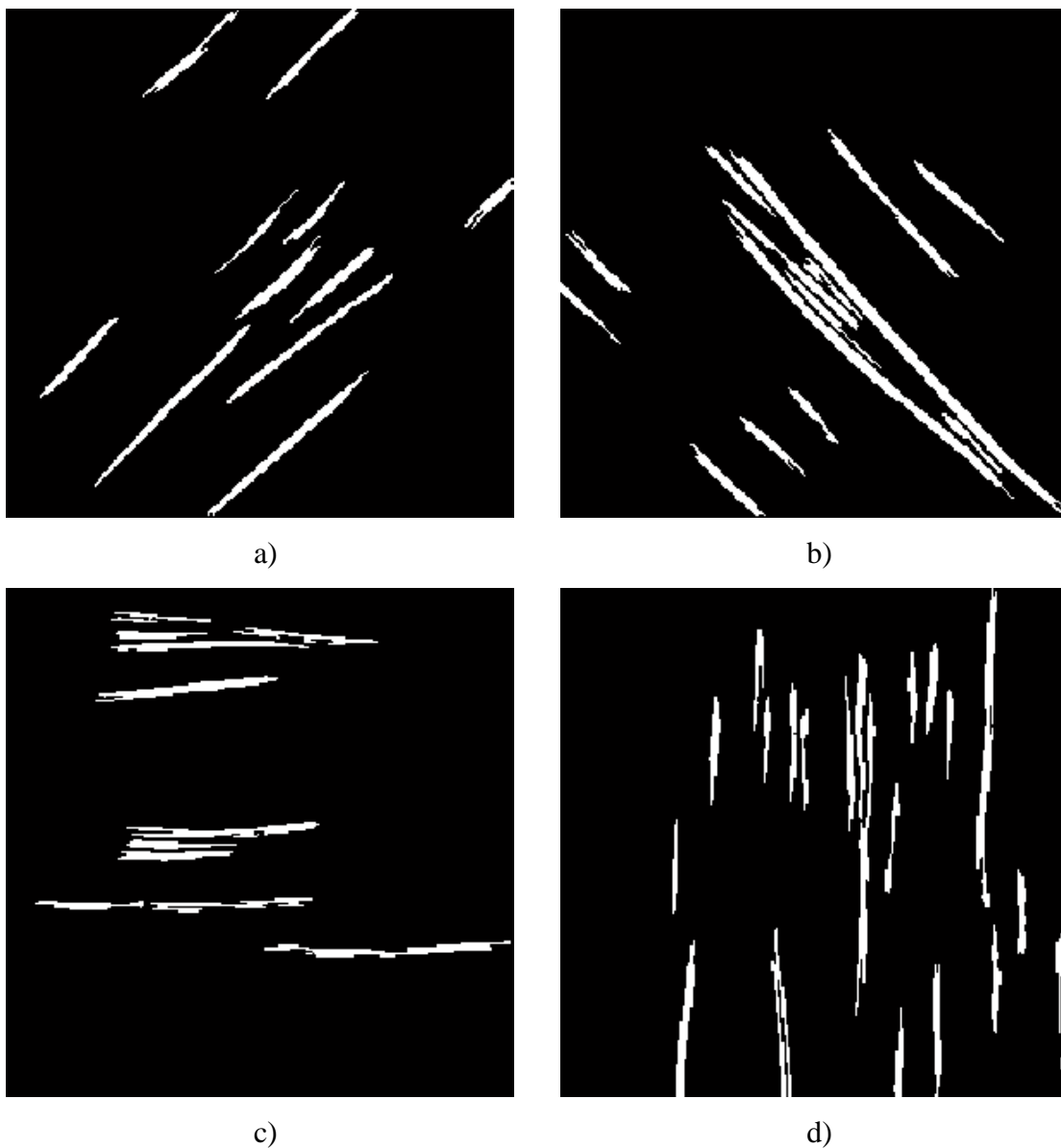
Obr. 4.13 Směrová růžice zkonstruována podle poměru ploch vláken v určitém intervalu.

4.4 Zaplnění

V této práci se počítá se zaplněním plošným. Obrazy textilií, které mají dobře čitelné pozadí a nízké zaplnění, je možné přímou segmentací oddělit vlákna od zbytku scény. Binární obraz nese informaci o počtu černých a bílých bodů, které se v segmentovaném obraze nacházejí. Plošné zaplnění Z je pak možné stanovit jako poměr počtu pixelů V příslušející vláknům vůči celkové ploše obrazu S .

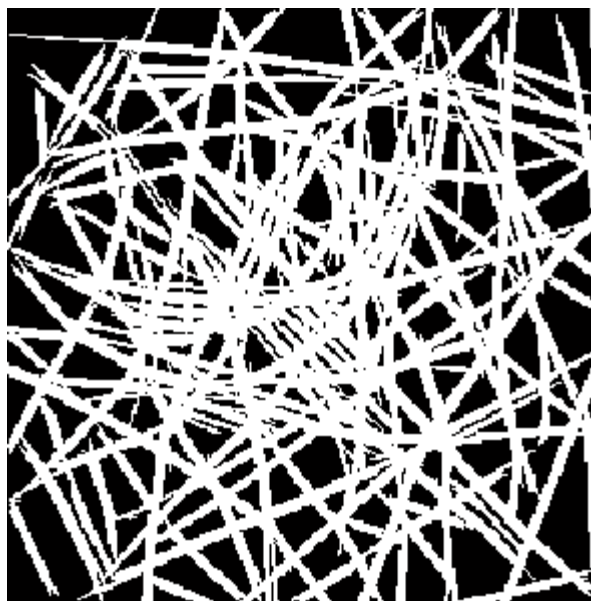
$$Z = V/S \quad (4.9)$$

V případě obrazu složitějších vlákenných struktur není možné uvedený postup aplikovat, aby se tedy zaplnění dalo vypočítat, je potřeba vzcházet z obrazu, kde jsou vlákna separována do jednotlivých směrů. Při řešení tohoto problému je možné využít možnosti rozdělení obrazu vláken do dílčích obrazů obsahujících vlákna v preferovaném směru. Na obrázku 4.14 jsou znázorněná separovaná vlákna v určitých směrech, kde a má směrovou orientaci 135° , b 45° , c 90° a d 0° .



Obr. 4.14 Binární obraz separovaných vláken v určitých směrech, kde a) má směrovou orientaci 135°, b) 45°, c) 90° a d) 0°.

Protože se jedná o binární obrazy, je jejich logickým součtem opět obraz vláken ve všech směrech. Tento obraz je však zbaven pozadí scény, a tím je vhodný pro určení plošného zaplnění. Výsledný binární obraz je znázorněn na obrázku 4.15, kde jsou sjednocena vlákna ve směrových orientacích 0°, 45°, 90° a 135°.



Obr. 4.15 Výsledný binární obraz, kde jsou sjednocena vlákna ve směrových orientacích 0°, 45°, 90° a 135°. Z takto upraveného obrazu lze vypočítat zaplnění textilie.

4.5 Kalibrace kamery

Vstupním obrazem je zpravidla snímek netkané textilie s rozlišením 512 x 512 obrazových bodů pořízený na elektronovém mikroskopu TS 5130. Parametry textilních materiálů jsou udávány v mikrometrech μm . Při práci s obrazem jsou však veškeré hodnoty v rozměrech odpovídajících počtu obrazových bodů. Z tohoto důvodu je prováděna kalibrace obrazu. Pro určení plochy jednoho pixelu je potřeba znát, kolik pixelů (n) se nachází na úseku textilie (x) [μm].

$$n [1] \sim x [\mu m]. \quad (4.10)$$

$$\frac{x}{n} = a [\mu m] \quad (4.11)$$

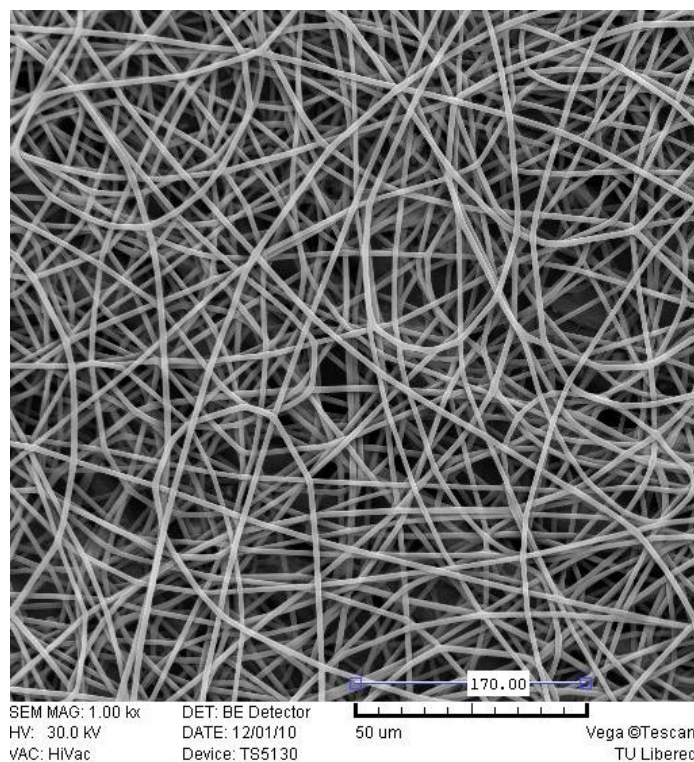
Plocha čtvercového pixelu se pak vypočítá podle

$$S_{px} = a^2 = \left(\frac{x}{n}\right)^2 \mu m^2 \quad (4.12)$$

Z obrázku 4.16 je možné zjistit informace o měřítku obrazu, kde $50\mu m$ se rovná 170 obrazových bodů (pixelů).

$$1\text{ px} = 0,29\text{ }\mu m \quad (4.13)$$

Plocha jednoho pixelu je $S_{px} = 0,29^2\text{ }\mu m^2$



Obr 4.16 Snímek netkané textilie s rozlišením 512 x 512 obrazových bodů pořízený na elektronovém mikroskopu TS 5130. Měřítko obrazu je $50\mu m$ na 170 obrazových bodů (pixelů). Ve spodní části snímku je informační tabulka o parametrech obrazu.

5 Závěr

V diplomové práci byl studován postup reprezentace obrazu ve frekvenční oblasti. Spektrální reprezentaci je možno využít pro určení parametrů objektů, které zobrazuje.

Cílem práce bylo určení strukturních parametrů vlákenné vrstvy, kterými byl průměr vláken, orientace vláken a zaplnění. Pro každý parametr byly navrženy metody jeho měření. Všechny tyto metody využívají filtrovaného obrazu navrženým Gaborovým filtrem, díky kterému jsou vlákna segmentována a po dalších úpravách rozdělena do jednotlivých směrových orientací. Získaná vlákna orientovaná v jednom směru jsou základem pro určení jejich parametrů.

Pro měření průměru vláken jsou popsány dva způsoby měření. První způsob jak tento parametr měřit využívá součtu obrazových bodů ve sloupcích obrazové matice. Druhým způsobem bylo nahrazení vlákna obdélníkem a pomocí ekvivalentní plochy vypočítán průměr vlákna. Při porovnávání těchto dvou způsobů byly výsledky téměř totožné, nelze tedy říci, který ze způsobů je vhodnější.

Pro zjišťování orientace vláken byly rovněž stanoveny dvě metody. Tyto metody však nelze srovnávat, protože každá přináší jinou informaci o vlákenné vrstvě. První metoda je založena na počtu vláken v dané směrové orientaci. Naopak druhá metoda využívá ploch vláken v určitém směru. Při srovnání těchto metod s ruční metodou podle [11] můžeme říci, že metoda založená na počtu vláken vykazuje velmi podobné výsledky.

Pro výpočet zaplnění vlákenné vrstvy se ukázala vhodná metoda oddělení vláken v jednotlivých směrech od pozadí a zpětného spojení pomocí logickému součtu.

Literatura

- [1] D'AMORE, A., STELLA, J.A., WAGNER W. R., SACKS M.S.: článek *Characterization of the complete fiber network topology of planar fibrous tissues and scaffolds*, publikace *Elsevier*, 2010, 5345-5354 s.
- [2] CHEN, C. - C., CHEN, C. - C., *Filtering methods for texture discrimination*, publikace *Pattern Recognition Letters* 20 (1999), 1999, 783-790 s.
- [3] PAN, S., KUDO, M.: článek *Segmentation of pores in wood microscopic images based on mathematical morphology with a variable structuring element*, publikace *Elsevier*, 2010, 250-260 s.
- [4] LI, M., STAUNTON, R.C.: článek *Optimum Gabor filter design and local binary patterns for texture segmentation*, publikace *Pattern Recognition Letters* 29 (2008), 2007, 664-672 s.
- [5] JIRSÁK, O., KALINOVÁ, K., *Netkané textilie*, 1.vyd., Technická univerzita v Liberci, 2003. 130 s.
- [6] KRČMA, R., *Teorie netkaných textilií*, 1.vyd., Vysoká škola strojní a textilní v Liberci, 1986. 343 s.
- [7] HLAVÁČ, V., SEDLÁČEK, M., *Zpracování signálu a obrazu*, skriptá ČVUT, 2009.
- [8] HLAVÁČ, V., ŠONKA, M., *Počítačové vidění*, Praha: Grada a.s., 1993. 272 s.
- [9] GONZALES, R.C., WOOD, R.E. *Digital Image Processing*. 2.vyd, Prentice-Hall, 2002. 779 s.
- [10] PETROU, M., SEVILLA, G.P.: *Image Processing, Dealing with texture*. Wiley & Sons Ltd., 200, 643 s.
- [11] RATAJ, J., SAXL, I.: *Analysis of Planar Anisotropy by Means of Steiner Compact: A Simple Graphical Method*, *Acta Stereologica*, 7/2, 1988, 7/2, 1988, 107 – 112 s.
- [12] TUNÁK, M., LINKA, A.: *Analysis of Planar Anisotropy of Fibre Systems by using 2D Fourier Transform*. Liberec: 2007, 64-65 s.
- [13] ŠONKA, M., HLAVÁČ, V., BOYLE, R., *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*, 3rd edition. Toronto: Thomson, 2008. 829 s.

